

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA

FILTRAGEM DIGITAL DE SINAIS BIOMÉDICOS

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À UNIVERSIDADE FEDERAL DE
SANTA CATARINA COMO PARTE DOS REQUISITOS PARA
OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA
ELÉTRICA

MARIA APARECIDA FERNANDES ALMEIDA

FLORIANÓPOLIS, 03 DE FEVEREIRO DE 1997

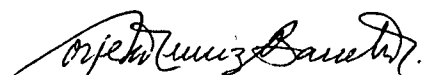
FILTRAGEM DIGITAL DE SINAIS BIOMÉDICOS

MARIA APARECIDA FERNANDES ALMEIDA

**ESTA DISSERTAÇÃO FOI JULGADA ADEQUADA PARA
OBTENÇÃO DO TÍTULO DE**

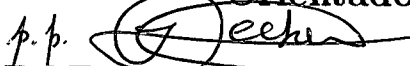
MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**ÁREA DE CONCENTRAÇÃO EM ENGENHARIA BIOMÉDICA,
E APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELO PROGRAMA DE
PÓS-GRADUAÇÃO**



PROF. JORGE MUNIZ BARRETO, D.Sc.A.

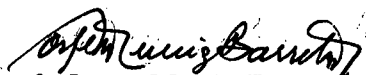
Orientador



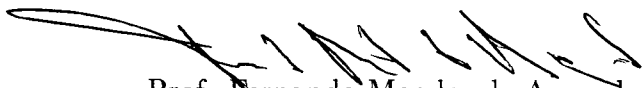
PROF. ADROALDO RAIZER, D.Sc.

Coordenador da Pós-Graduação Eng. Elétrica

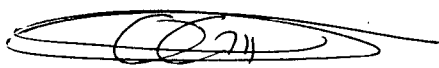
Banca examinadora:



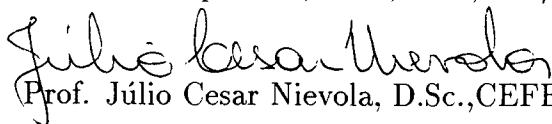
Prof. Jorge Muniz Barreto, D.Sc.A., orientador



Prof. Fernando Mendes de Azevedo, D.Sc.



Prof. Odival Cezar Gasparotto, Biol., D.Sc., CFS/UFSC



Prof. Júlio Cesar Nievola, D.Sc., CEFET-PR

*“Maria, Maria, é um dom, uma certa magia,
uma força que nos alerta,
uma mulher que merece viver e amar,
como outra qualquer do planeta.*

*Maria, Maria, é som,
é a cor, é o suor , é uma dose mais forte e lenta,
de uma gente que ri quando deve chorar e não vive,
apenas aguenta.*

*Mas é preciso ter força, é preciso ter raça,
é preciso ter gana, sempre!*

*Quem traz no corpo a marca Maria, Maria,
mistura dor e alegria.*

*Mas é preciso ter manha, é preciso ter graça.
é preciso ter sonho, sempre!*

*Quem traz na pele esta marca
possui a estranha mania de ter fé na vida ...”*

Nascimento-Brant

À Maria Nazareth L. F. Maia

Agradecimentos

Ao Prof. Jorge Muniz Barreto, pelo apoio, orientação, incentivo e amizade durante a realização deste trabalho. Agradecimentos extensivos a sua esposa, Sra. Solange, pelo grande apreço.

Aos membros da banca examinadora Prof. Fernando Mendes de Azevedo, Prof. Júlio Cesar Nievola, Prof. Odival Cezar Gasparotto e Prof. Jorge Muniz Barreto pela avaliação e valiosa colaboração.

Aos Profs. Orlando Marengo, A. Magalhães, L.C. Figueiredo e Mara L. K. Meyer do ICMG, pelo estímulo à pesquisa.

Aos funcionários Wilson (CPGEEL), Sérgio e Eliane (GPEB-HU) por todo auxílio prestado. À Vânia Matozzo (GPEB-CTC) pela colaboração, acolhimento e estima.

A todos amigos do GPEB (CTC e HU), Wilson Henrique, Ana Cláudia, Kathya e Jorge, Andréia, Edileusa, Fernanda, Gisele, Helena, Ivan, Lourdinha, Rocio, Luís, Limão, os Maurícios, Nancy, Paulo, Wayne ... pela cooperação, amizade e incentivo.

Ao meu querido amigo e companheiro Max Mauro Dias Santos por compartilharmos TUDO durante os últimos dois anos.

Aos amigos Cláudio Macedo, Admardo Jr. e Karina pelo apoio “via-embratel”, quando batia saudades das “Geraes”.

À todos aqueles que colaboraram anonimamente na realização deste trabalho.

À UFSC , ao CNPQ e ao povo brasileiro pelo suporte material e financeiro.

À minha família, vovó, mamãe, Fred, Adriana, Paulinho, Nilma e primos ... que sempre me apoiaram em todas investidas.

À DEUS.

Sumário

Sumário	i
Lista de Figuras	iv
Lista de Tabelas	vi
Resumo	vii
Abstract	viii
1 Introdução	1
1.1 Motivação	1
1.2 Objetivos	3
1.2.1 Objetivo Geral	3
1.2.2 Objetivos Específicos	3
1.3 Organização do trabalho	4
2 Principais Sinais Biomédicos	5
2.1 Classificação dos Sinais Biomédicos	6
2.2 Eletroencefalograma (EEG)	11
2.3 Potenciais Evocados (EP)	14
2.3.1 Potencial Evocado Somato-sensorial (SEP, SSEP)	15
2.3.2 Potencial Evocado Auditivo (AEP)	16
2.4 Eletroneurograma (ENG)	16
2.5 Magnetoencefalografia (MEG)	17
2.6 Reoencefalografia (REG)	18
2.7 Reflexo Galvânico da Pele (GSR)	18
2.8 Eletrocardiografia (ECG)	19
2.9 Fonocardiografia (PCG)	20
2.10 Auscultação	21

2.11	Sons de Korotkoff	23
2.12	Pressão Arterial	23
2.13	Débito Cardíaco	24
2.14	Sinais de Deslocamentos	25
2.14.1	Movimentos Fetais	25
2.14.2	Eletrogastrografia	25
2.14.3	Apexcardiografia (ACG)	25
2.15	Impedância de Pletismografia	25
2.16	Eletromiografia (EMG)	26
2.16.1	Eletromiografia de uma única fibra (SFEMG)	26
2.16.2	Potencial de Ação de uma unidade motora (MUAP)	26
2.16.3	Eletromiografia de superfície (SEMG)	27
2.17	Urofluxometria	27
2.18	Eletroretinograma (ERG)	29
2.19	Eletro-oculograma (EOG)	30
2.20	Potencial Evocado Visual (VEP)	31
2.21	Sinais de Impedância	32
2.22	Movimentos Oculares	32
2.22.1	Os movimentos de Estabilização	33
2.22.2	Movimentos de Orientação	37
2.22.3	Movimentos de Vergência	39
2.23	Sinais Biomédicos bidimensionais	40
2.23.1	Ultra-sonografia	40
2.23.2	Ecocardiografia	43
3	Sinais, Sistemas e Processamento de Sinais	46
3.1	Conceitos Básicos	46
3.2	Processamento Digital de Sinais Biomédicos	48
3.3	Sinais e Sistemas Discretos	59
3.4	Representação dos Sistemas Discretos	66
3.4.1	Representação por Equações a diferenças	66
3.4.2	Representação pela convolução da soma	69
3.4.3	Representação pela Função de Transferência	71
3.4.4	Representação por Espaço de Estado	73
4	Filtragem Digital de Sinais Biomédicos	81
4.1	Projetos de Filtros para Sinais Biomédicos	85
4.2	Filtros de Média Móvel	88

<i>SUMÁRIO</i>	iii
4.3 Filtros Digitais Recursivos	93
5 Implementação Computacional dos Filtros	96
6 Conclusão	107
Referências Bibliográficas	109

Lista de Figuras

2.1	Classificação dos Sinais de acordo com suas características	6
2.2	EEG normal de ser humano, desperto e em repouso	11
2.3	Ritmos do Eletroencefalograma	13
2.4	Registros de EEG humano durante os estágios do sono	14
2.5	Ritmos Anormais de EEG indicando Epilepsia	15
2.6	Sinais de Respostas Evocadas Auditivas e Somato-sensoriais	16
2.7	Eletroneurograma	17
2.8	Magnetoencefalograma com EEG correspondente	18
2.9	Eletrocardiograma e Eletrograma do Feixe de His	20
2.10	Fonocardiograma das 4 câmaras cardíacas	20
2.11	Sinais de sons cardíacos	21
2.12	Sinais simultâneos de Fonocardiografia, Eletrocardiografia e Apexcar- diografia	22
2.13	Áreas de produção de sons no tórax	23
2.14	Pressão sanguínea no Sistema Circulatório	24
2.15	Potencial de Ação de uma unidade motora	27
2.16	Curvas Típicas em Urofluxometria	28
2.17	Curva de Fluxo Urinário	28
2.18	Eletroretinograma de um vertebrado	30
2.19	Eletro-oculograma de um paciente normal	31
2.20	Respostas Visuais Ponderadas	31
2.21	Músculos extra-oculares do olho e suas inervações	33
2.22	Mapa colicular de um gato	34
2.23	Diagrama de Blocos de um Ecógrafo Ultrasônico	41
2.24	Modo - B de Varredura	42
2.25	Ecocardiograma	45
3.1	Representação do Processamento de Sinais	47
3.2	Cadeia de filtragem dos sinais biológicos	49
3.3	Manipulação Digital de um sinal contínuo	51

3.4	Amostra e amostrador	52
3.5	Representação do Processo de Amostragem	52
3.6	Sinal Discreto Quantizado	53
3.7	Espectro de frequências	54
3.8	Sobreposição dos espectros	55
3.9	Espectro Periódico de $x(t)$	56
3.10	Seqüência Numérica infinita	59
3.11	Seqüência Delta de Kronecker	60
3.12	Seqüência Degrau Unitário	61
3.13	Seqüência Unitária Alternante	62
3.14	Seqüência Rampa Unitária	62
3.15	Soma de duas seqüências e multiplicação por constante	64
3.16	Unidade de Atraso	67
3.17	Unidade Multiplicadora por constante	68
3.18	Unidade Somadora	68
3.19	Representação de um sistema de Primeira Ordem	69
3.20	Representação de um sistema de Segunda Ordem	69
3.21	Representação por Convolução da Soma	70
3.22	Determinação da Seqüência Ponderada	72
3.23	Representação por espaço de estado.	74
3.24	Diagrama de Blocos das variáveis de estado	80
4.1	Finalidade dos Filtros Digitais	83
4.2	Sinal com flutuações irregulares	89
4.3	Representação de um sinal filtrado	90
4.4	Fator $z - z_i$	92
4.5	Polos e Zeros de um filtro digital recursivo	95
5.1	Diagrama de Blocos do programa	97
5.2	Tela de abertura	98
5.3	Tela Principal	99
5.4	Sinal de ECG filtrado com Filtro de Média Móvel Causal	100
5.5	Filtragem de um sinal de Urofluxometria (Filtro Não Causal)	101
5.6	Filtragem de curva normal de Urofluxometria	102
5.7	Filtragem de curva intermitente de Urofluxometria	103
5.8	Tela de Ajuda	104
5.9	Filtragem de EMG (Filtro Média Móvel Causal)	105
5.10	Sinal de EEG filtrado com Filtro de Média Móvel causal	106

Lista de Tabelas

2.1	Origem de alguns sinais biomédicos	8
2.2	Sinais Biomédicos	9
2.3	Faixas de frequências de alguns sinais biomédicos	10
4.1	Equivalência entre sistemas contínuos e sistemas discretos	87
4.2	Particularidades na equivalência entre sistemas analógicos e digitais .	88

Resumo

O principal objetivo deste trabalho é estudar as técnicas de Filtragem Digital aplicadas aos sinais biomédicos. A filtragem é reconhecida como um passo importante na manipulação dos sinais. Inúmeras técnicas de filtragem foram desenvolvidas ao longo dos anos, mas grande parte está associada a sinais de áudio, devido às características do ouvido humano, que não é sensível a fase. Pouca importância foi dada aos atrasos de fase introduzidos no processo de filtragem. Todavia, a introdução de diferentes fases para cada frequência do sinal pode resultar numa forte modificação da morfologia deste sinal. Como a interpretação de muitos sinais biomédicos depende da morfologia do sinal filtrado, os métodos usuais de filtragem digital podem não ser adequados a estes tipos de sinais.

Para estudar a filtragem digital de sinais biomédicos este trabalho inicia com a apresentação dos principais sinais biomédicos enfatizando a informação contida neles. Em seguida, são apresentados os conceitos básicos de filtragem digital com enfoque voltado para o projeto no domínio do tempo. Finalmente, para demonstração destes aspectos de filtragem digital sobre o prisma de sinais biomédicos foi desenvolvido um ambiente computacional didático com intuito de demonstrar por experimentação e visualização, a filtragem de sinais biomédicos obedecendo aos requisitos de preservação frequencial e morfológica dos sinais biomédicos.

Palavras-chave: Filtragem Digital, informação biomédica, projeto no domínio do tempo, morfologia dos sinais biomédicos.

DIGITAL FILTERING OF BIOMEDICAL SIGNALS

Abstract

The main goal of this work is to study Digital Filtering of Biomedical Signals. Filtering is recognized as a very important step in signal manipulation. The beginnings of filtering are associated with audio signals and due to characteristics of human ear, very small importance was accorded to phase lags introduced by the filtering process - the human ear is not sensible to phase. However, introducing a different phase for each different frequency of the signal possibly results in a strong morphology modification. As the interpretation of many biomedical signals depends on the morphology, current filtering methods sometimes are not a good choice.

To study digital filtering of biomedical signals, this work starts with a survey on biomedical signals, often discussing the information contained therein. After that, the essentials of digital filtering are presented emphasizing time-domain specifications. Finally an environment for digital filtering experimentation that was developed is presented.

Keywords: Digital Filtering, biomedical information, time-domain specifications, morphology of biomedical signals.

Capítulo 1

Introdução

1.1 Motivação

A preocupação com a Filtragem de Sinais remonta há mais de cem anos, à época do rádio galena. Inicialmente, o que se tinha era um sinal sonoro utilizando algum tipo de modulação mais corrente na época, a de amplitude, no qual se desejava extrair o sinal útil do sinal de som misturado com ruídos de todos os tipos, desde ruídos de estática, de luz elétrica, de centelhadores de motores de automóveis e outros dispositivos que eram implementados por uma tecnologia nascente até os provocados por fenômenos da natureza tais como descargas atmosféricas, tempestades sísmicas e fenômenos eletrostáticos.

Com o aprimoramento da tecnologia e a invenção de outros dispositivos como telégrafos e linhas telefônicas, juntamente com as técnicas de ondas hertzianas que começaram a ser pesquisadas e aplicadas, o tratamento de sinais tornou-se uma necessidade. As técnicas de filtragem tornaram-se importantes na indústria e nas telecomunicações, porém dirigidas unicamente aos sinais de áudio. Uma grande quantidade de filtros foram desenvolvidos e implementados durante todos esses anos. Os esforços se concentraram na filtragem no domínio da frequência, voltados principalmente para a resposta em amplitude do filtro, pois o ouvido humano não é sensível à fase. Isto criou todo um “know how” implícito de que filtragem consiste em modificar o diagrama de amplitude dos sinais. Até as próprias definições de filtros passa-baixas, passa-faixas, passa-altas se referem a amplitude.

Desde então, houve uma grande evolução, e já no final do século passado foi construído o primeiro osciloscópio a raios catódicos, permitindo a medida do tempo e a observação de formas de onda de alta frequência.

Por volta dos anos 40, a partir da Segunda Guerra, a preocupação com a filtragem de sinais evoluiu vertiginosamente, não só com a transmissão de sinais codificados

mas também com o advento de técnicas utilizando microondas que permitiram a construção de radares e sonares para localização de aviões e submarinos. A partir daí o interesse voltou-se não só em filtrar os ruídos nos sinais de áudio mas também sinais de imagens de televisão que eram sujeitos aos mesmos tipos de ruídos.

Na indústria o problema ganha proporções e um tratamento adequado dos sinais, sendo de vital importância para inúmeros processos de produção de bens manufaturados.

Atualmente, sofisticados equipamentos eletrônicos vem sendo desenvolvidos levando em consideração o problema de ruídos. Com auxílio de computadores tem sido desenvolvidos inúmeros programas para o processamento digital de sinais de áudio e vídeo. A maior parte destas técnicas utiliza a modulação de amplitude e algumas modulação de frequência. Todavia, deve ser ressaltado que a análise dos sinais a serem filtrados depende enormemente da natureza do sinal e da aplicação que é proposta ao filtro.

Por exemplo, em sinais de radares, tem-se o reflexo de um certo objeto; a fase da onda refletida após atingir o objeto não tem a mínima importância, visto que, a medida é o tempo de propagação para o cálculo da distância que o objeto se encontra. Este tempo de propagação é o tempo em que a onda foi emitida, atingiu o alvo e volta à sua origem. Se a fase retorna corretamente ou não, isto não tem a menor importância, porque ao se lançar pulsos do radar ao alvo, o que se quer saber é a ocorrência do trem de pulsos e não seu atraso ou forma.

Por outro lado, existem casos em que se deve considerar a morfologia do sinal a ser filtrado. Assim, é ressaltado nesta dissertação que no caso de sinais biomédicos existe frequentemente o problema da preservação da morfologia de alguns sinais. Ou seja, é dado nesta dissertação um enfoque não sob o prisma de telecomunicações mas pelo prisma de sinais biomédicos.

A variabilidade biológica torna o problema de ruído crucial na análise de sinais biomédicos. Existem casos onde há o interesse de fazer uma filtragem em que a frequência e a amplitude são parâmetros importantes para o diagnóstico médico. Por exemplo, em ondas de sinais de Eletroencefalografia as frequências das descargas neuronais são indicadoras do estado cerebral de indivíduo. Isto permite a utilização das técnicas de filtros digitais no domínio da frequência, mas nem sempre isto é verdade.

Em casos de sinais de Eletrocardiografia o formato da onda é importante para indicação do funcionamento cardíaco. Uma filtragem digital que provoque oscilações no sinal filtrado pode mascarar o estado clínico e/ou a pesquisa fisiológica. Isto leva não só ao raciocínio no domínio da frequência mas também no domínio do tempo

para implementação de filtros digitais para sinais biomédicos. Infelizmente, o raciocínio no domínio do tempo tem recebido pouca atenção dos pesquisadores apesar de sua importância na implementação de filtros para sinais biomédicos. O presente trabalho pretende dar uma colaboração nesta direção além dos pontos mencionados a seguir.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral desta dissertação é mostrar técnicas de Filtragem Digital adaptadas ao processamento de sinais biológicos considerando as características intrínsecas a estes sinais. Na filtragem de sinais biomédicos existe frequentemente o problema da preservação da morfologia do sinal filtrado sugerindo, portanto, uma filtragem digital com o raciocínio no domínio do tempo. Neste sentido, é desenvolvido um ambiente computacional de caráter didático que permite a experimentação deste tipo de abordagem.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para atender o objetivo geral mencionado anteriormente são definidos os seguintes objetivos específicos:

- Descrever os principais sinais biomédicos unidimensionais, enfatizando alguns aspectos que devem ser considerados na filtragem destes.
- Realizar o estudo de sinais e mostrar que no tratamento de sinais digitais existem características que não são equivalentes no domínio analógico.
- Executar a filtragem digital de sinais biomédicos de acordo com a necessidade de preservação frequencial e morfológica dos sinais filtrados, demonstrando que as técnicas no domínio do tempo otimizam a filtragem de sinais biomédicos cuja morfologia deve ser preservada.
- Desenvolver um ambiente computacional com a finalidade de evidenciar que quando os sinais biológicos são armazenados num polígrafo pode-se utilizar filtros não causais devido ao fato de que filtros de média móvel não causais possuem propriedades de interesse na filtragem de sinais biomédicos.

1.3 Organização do trabalho

Para atender os objetivos mencionados anteriormente esta dissertação está estruturada conforme discriminado a seguir.

O capítulo 2 apresenta uma classificação geral dos sinais biomédicos de acordo com suas características e aborda os principais tipos de sinais biomédicos. Os sinais biomédicos podem ser denominados como os sinais biológicos úteis para indicar o estado clínico do organismo que os gerou. Vários tipos de sinais são descritos, dentre os quais destacam-se: sinais de Eletroencefalografia, Eletrocardiografia, Fonocardiografia, Eletromiografia, Urofluxometria, Movimentos Oculares.

No capítulo 3 são apresentados os conceitos básicos de sinais, sistemas e processamento de sinais. É mostrada a cadeia de processamento de sinais biomédicos considerando-se aquisição, amostragem e filtragem destes sinais. É feita uma comparação entre o processamento digital e analógico dos sinais biomédicos. Visando ao entendimento da teoria de filtragem digital este capítulo apresenta as principais representações dos sistemas discretos de ordem geral que implementam filtros digitais.

O capítulo 4 apresenta o projeto de filtros digitais para sinais biomédicos. São descritos filtros de média móvel e filtros recursivos generalizados. Há uma forte motivação para o projeto de filtros digitais de média móvel no domínio do tempo, inspirados nos trabalhos de Barreto [6] e Pavani [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [36]. Tem-se uma maneira mais simplificada de projeto devido ao fato de que estes sistemas podem ser descritos por equações a diferenças finitas, cujas soluções podem ser obtidas, numericamente, sem o uso de complicadas técnicas de filtragem digital. A abordagem é totalmente voltada para o domínio do tempo, considerando-se os sistemas discretos como uma classe independente dos sistemas contínuos, devido ao fato de sistemas contínuos não implementam filtros de média móvel (FIR) e também pelo fato de que os filtros de média móvel não causais simétricos não apresentam resposta de frequência. A aplicação desta abordagem é perfeitamente justificável devido ao fato de que estes filtros possuem características interessantes na filtragem de sinais biomédicos onde existe a necessidade de preservação da morfologia do sinal filtrado. Faz-se uma comparação com filtros projetados no domínio do plano Z e também com conceitos de resposta em frequência.

O capítulo 5 descreve o desenvolvimento de um ambiente computacional cuja finalidade é permitir a experimentação dos projetos de filtragem de sinais biomédicos de acordo com as características morfológicas e frequenciais de cada sinal. São mostradas algumas telas do programa e a explicação sobre elas. É mostrado também o diagrama de blocos para facilitar o entendimento.

Capítulo 2

Principais Sinais Biomédicos

Este capítulo apresenta uma classificação geral e aborda diversos sinais biomédicos com observações referentes às características que os tornam úteis para indicar o estado clínico do organismo que os gerou.

Existem vários tipos de sinais biomédicos nos quais considera-se a frequência e a amplitude do sinal filtrado como parâmetros importantes para a pesquisa e diagnóstico médicos. Os sinais de eletroencefalografia (EEG), por exemplo, não possuem formatos de ondas e tipicamente requerem preservação frequencial das descargas elétricas que oferecem informações sobre as atividades neuronais em determinadas regiões cerebrais. Todavia, existem inúmeros sinais onde é necessária a preservação da morfologia do sinal filtrado pois a interpretação depende da forma de onda do sinal filtrado.

É conhecido que sinais de eletrocardiografia (ECG) contém informações relevantes sobre uma larga faixa de frequências: os conteúdos de baixas frequências devem ser preservados para a medida correta dos deslocamentos lentos do intervalo **ST**, enquanto conteúdos de altas frequências são necessários para se estimar corretamente a amplitude e a duração de contribuições rápidas, principalmente a nível do complexo **QRS** [31]. Infelizmente, muitas fontes de ruídos estão presentes nas mesmas bandas de frequências, tais como: ruídos de alta frequência devidos a contração muscular (ruídos de eletromiografia (EMG)) [65], ruídos de baixas frequências (desvios na linha de base) devido aos “artefatos” provocados por movimentos, ruídos de baixas frequências devido a efeitos de respiração [72] e eletrodos de superfície em contato com a pele [69], entre outros.

A filtragem reduz drasticamente os ruídos superpostos mas pode alterar a forma de onda do ECG original. Em particular, pode-se ter um filtro que reduza a amplitude da onda **R** progressivamente pela redução da frequência de corte e aumente progressivamente a amplitude do complexo **QRS** e por outro não afete a onda **P** com

componentes de frequência inferiores a 30 Hz. Neste caso, um aumento da duração do complexo **QRS** é geralmente associado com patologias tais como hipertrofia ventricular ou bloqueio de bifurcações. É portanto necessário que o sinal filtrado possua uma forma bem definida e que seja facilmente identificada pelo clínico.

Os sinais de urofluxometria também requerem que a morfologia do sinal filtrado seja preservada. A análise de uma curva de fluxo urinário parte de vários fatores e o mais importante é o formato geral da curva que é aproximadamente senoidal [44].

2.1 Classificação dos Sinais Biomédicos

O corpo humano é fonte de sinais de diversas naturezas, alguns importantes para o diagnóstico de patologias dos órgãos e sistemas. Todos os líquidos orgânicos são bons condutores de eletricidade, por terem alta concentração de solutos ionizados.

Alguns órgãos como o coração, o cérebro e os músculos esqueléticos são capazes de gerar eletricidade quando ativos. As cargas que fluem por estes órgãos geram, por sua vez, campos de forças eletromagnéticas que atuam sobre as cargas das partes circundantes do corpo. Em consequência, ocorre fluxo de corrente tanto nos órgãos como nos tecidos vizinhos, sendo essa a base do registro da atividade elétrica do eletrocardiograma, eletroencefalograma, eletromiograma e diversos outros registros biomédicos.

Em consequência disso, os sinais biomédicos podem ser classificados das mais diversas maneiras. Onaral [50] faz uma classificação de acordo com a fonte, a aplicação biomédica e de acordo com as características dos sinais. A Fig. 2.1 apresenta uma classificação dos sinais de acordo com suas características.

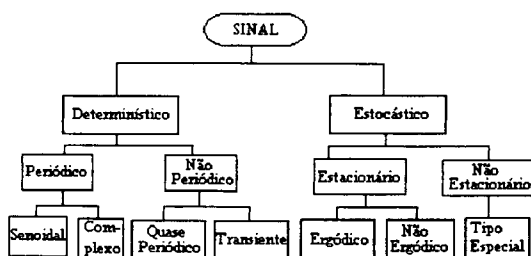


Figura 2.1: Classificação dos Sinais de acordo com suas características

Os sinais *bioelétricos* são gerados por células nervosas e musculares, originados dos potenciais de membrana que sob certas condições podem ser excitados para gerar um potencial de ação.

Os tecidos biológicos obedecem a *Lei de Ohm* para densidades de corrente abaixo de $1\text{mA}/\text{cm}^2$. A impedância dos tecidos contém importantes informações sobre sua composição, volume e distribuição de sangue, atividade endócrina, atividade do sistema nervoso, entre outras informações, produzindo os sinais de *bioimpedância*. A informação da resistência dos diversos tecidos é importante e as medidas de bioimpedância são geralmente desenvolvidas com quatro eletrodos, dois para injeção de corrente e dois para medidas de impedância. A faixa de frequências empregada varia de 50 kHz a 1 MHz e as densidades de correntes devem ser baixas, na faixa de $20\text{ }\mu\text{A}$ a 20 mA, para não causarem mudanças devido ao aquecimento dos tecidos [46].

Muitos dos fenômenos biológicos criam os sinais *bioacústicos* que informam sobre determinadas condições de funcionamento dos sistemas cardiovascular e respiratório, oriundos do fluxo sanguíneo no coração, nas válvulas, vasos, além de sons nas vias aéreas inferiores e superiores.

Os sinais *biomecânicos* são originados de alguma função mecânica do sistema biológico tais como movimento e deslocamento, sinais de pressão, tensão, fluxo e outros. Além disso, vários órgãos como cérebro, coração e pulmões produzem campos magnéticos extremamente fracos gerando os sinais *biomagnéticos* [50].

Os sinais *bioquímicos* são usualmente obtidos de diversas medidas químicas analisadas em laboratório clínico. As medidas dos gases dissolvidos no sangue, bem como seu equilíbrio ácido-básico são medidas de rotina para avaliar as pressões parciais de oxigênio e dióxido de carbono no sangue, a concentração de íons hidrogênio (pH). Vários métodos como a cromatografia, eletroforese, fotometria de chama, emissão atômica e fluorometria de absorção, ressonância magnética nuclear (RMN) são utilizados envolvendo substâncias químicas orgânicas e inorgânicas.

Os sinais *bioópticos* são resultantes de funções óticas do sistema biológico ocorrendo naturalmente ou sendo induzidos por medidas. A oxigenação do sangue pode ser estimada por medidas da luz transmitida e absorvida sobre um tecido (*in vivo* ou *in vitro*) em diversas formas de onda. Informações importantes sobre o feto podem ser adquiridas pela medida de características fluorescentes do líquido amniótico, entre outras técnicas[50].

Como dito, os registros de sinais biomédicos são sempre afetados de ruídos que devem ser eliminados por filtragem antes que os resultados experimentais possam ser utilizados. Assim, pode ser feita uma classificação quanto à necessidade de preservação da característica do sinal filtrado digitalmente para a interpretação médica. Portanto os sinais podem ser divididos em: sinais filtrados com *preservação morfológica* (a filtragem digital preserva a forma do sinal filtrado) e sinais filtrados com *preservação frequencial* (a filtragem digital preserva a frequência do sinal filtrado).

As tabelas 2.2, 2.1 e 2.3 mostram a origem, necessidade de preservação do sinal filtrado e faixas de frequências de alguns sinais biomédicos.

Sinais Biomédicos	Registros
Potencial de Ação	Medida invasiva do potencial celular.
Eletroneurograma (ENG)	Potencial de um feixe nervoso.
Eletroretinograma (ERG)	Potencial evocado luminoso.
Eletro-oculograma (EOG)	Potencial retino-corneal.
Eletroencefalograma (EEG)	Potencial de escalpo multi-canal (6 a 32). Crianças, sono profundo e patologias. Áreas temporal e central durante estados de alerta. Indivíduo desperto, relaxado, olhos abertos.
Superfície	
Faixa Delta	
Faixa Teta	
Faixa Alfa	
Faixa Beta	
Fusos do sono	Picos de aproximadamente 0,2 a 0,6 s.
Complexos - k	Picos durante o sono moderado e profundo.
Potenciais Evocados (EP)	Potencial da resposta cerebral a estímulos
Visual (VEP)	Registros de duração de 200 ms no lóbulo occipital
Somato-sensorial (SEP)	Registros no córtex sensorial
Auditivo (AEP)	Registros no vértex.
Eletrocortigrama	Registros da superfície exposta do cérebro
Eletromiografia (EMG)	Potenciais de ação de uma única fibra nervosa
Única fibra (SFEMG)	
Unidade motora (MUAP)	
EMG de superfície (SEMG)	
Musculatura esquelética	
Musculatura lisa	
Eletrocardiograma (ECG)	
ECG de alta-frequência	Cortes nas formas de ondas superpostas do ECG.

Tabela 2.1: Origem de alguns sinais biomédicos

Sinais Biomédicos	Preservação Morfológica	Preservação Freqüencial
Eletroneurograma (ENG)	sim	
Eletroretinograma (ERG)	sim	
Eletro-oculograma (EOG)	sim	
Eletroencefalograma (EEG)		sim
Potenciais Evocados (EP)	sim	
Visual (VEP)	sim	
Somato-sensorial (SEP)	sim	
Auditivo (AEP)	sim	
Eletromiografia (EMG)		sim
Eletrocardiograma (ECG)	sim	
Urofluxometria	sim	
Sacadas Oculares	sim	
Magnetoencefalografia		sim
Sons cardíacos		sim

Tabela 2.2: Sinais Biomédicos

Sinal	Aquisição	Faixa de Freqüências	Faixa Dinâmica
Potencial de Ação	M	100 Hz - 2 kHz	10 μ V - 100 mV
Eletroneurograma (ENG)	EA	100 Hz - 1 kHz	5 μ V - 10 mV
Eletroretinograma (ERG)	M	0,2 - 200 Hz	0,5 μ V - 1 mV
Eletro-oculograma (EOG)	ES	DC - 100 Hz	10 μ V - 5 mV
Eletronnistagmograma		0 - 20 Hz	
Eletroencefalograma (EEG)	ES		
Superfície		0,5-100 Hz	2-100 μ V
Faixa Delta		0,5 - 4 Hz	
Faixa Teta		4 - 8 Hz	
Faixa Alfa		8 - 13 Hz	
Faixa Beta		13 - 22 Hz	
Fusos do sono		6 - 15 Hz	50 - 100 μ V
Complexos - k		12 - 14 Hz	100 - 200 μ V
Potenciais Evocados (EP)	ES		0,1 - 20 μ V
Visual (VEP)		1-300 Hz	1-20 μ V
Somato-sensorial (SEP)		2 Hz - 3 kHz	
Auditivo (AEP)		100 - 3 kHz	0,5 - 10 μ V
Eletrocortigrama	EA	100 Hz - 5 kHz	
Eletromiografia (EMG)	EA EA ES		
Única fibra (SFEMG)		500 Hz - 10 kHz	1 - 10 μ V
Unidade motora (MUAP)		5 Hz - 10 kHz	100 μ V - 2 mV
EMG de superfície (SEMG)			
Musculatura esquelética		2 - 500 Hz	50 μ V - 5 mV
Musculatura lisa		0,01 - 1 Hz	
Eletrocardiograma (ECG)	ES	0,05 - 100 Hz	1 - 10 mV
ECG de alta-freqüência	ES	100 Hz - 1 kHz	100 μ V - 2 mV
Urofluxometria		2 a 4 Hz	
Pneumograma		0 - 40 Hz	
Esfigmograma		0 - 200 Hz	
Voz		100 - 4000 Hz	
	M - micro-eletrodos	EA - eletrodos de agulha	ES - eletrodos de superfície

Tabela 2.3: Faixas de freqüências de alguns sinais biomédicos

2.2 Eletroencefalograma (EEG)

O registro da atividade elétrica do cérebro é conhecido como eletroencefalografia (EEG) e é amplamente utilizado para propósitos clínicos e de pesquisa. Muitos métodos tem sido desenvolvidos para o estudo do funcionamento das várias partes do cérebro através do EEG.

Coloca-se um grupo de eletrodos em disco em várias localizações padronizadas no couro cabeludo. A superfície onde é feito o registro depende da localização dos eletrodos. São empregados de 6 a 32 canais, usualmente de 8 a 16 eletrodos e o registro é o resultado da diferença de potencial entre os vários eletrodos [23].

A Fig. 2.2 mostra eletrodos de 8 canais em EEG normal de ser humano, desperto e em repouso.

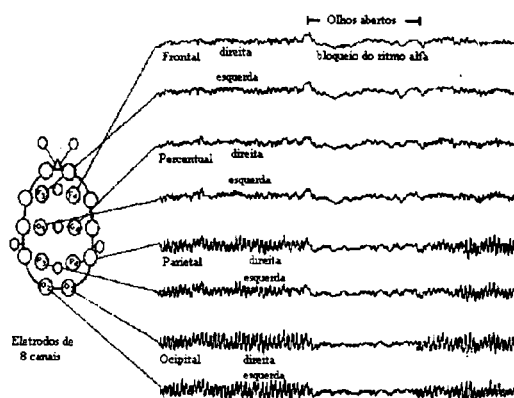


Figura 2.2: EEG normal de ser humano, desperto e em repouso

[9]

Três tipos de registros são usualmente utilizados. O primeiro - registro de *Profundidade* - consiste na inserção de eletrodos no tecido neural do cérebro. O segundo - o *eletrocorticograma* - colocam-se eletrodos na superfície exposta do cérebro e o terceiro, mais utilizado, é feito com a técnica não invasiva de *escalpo*, corte do couro cabeludo, utilizando-se eletrodos de superfície.

O estudo da atividade elétrica do cérebro é dividido em dois modos:

- O registro da *atividade espontânea* do cérebro o qual é o resultado do campo elétrico gerado pelo cérebro sem tarefas específicas que o determine.
- Os *Potenciais Evocados* (EP) que são potenciais gerados pelo cérebro como resultado de um estímulo (tais como um estímulo luminoso ou auditivo, etc)

[4].

A faixa de frequências no EEG de *escalpo* é desde DC a 100 Hz, com a maior potência distribuída entre 0,5 a 60 Hz. As amplitudes neste caso são de 2 a 100 μ V.

A densidade espectral de potência do EEG varia muito com o local de registro, idade e estado físico-emocional do paciente.

A análise de frequência do EEG tem sido uma grande ferramenta de processamento de diagnose neurológica para casos de epilepsia, doenças mentais, disfunções psiquiátricas, distúrbios do sono e outros casos relacionados.

A maior porção do espectro do EEG tem sido subdividido em bandas:

- *Faixa Alfa* - esta é a porção do espectro que ocupa a faixa de 8 a 13 Hz. Estes tipos de ritmos são comuns em pacientes normais e são melhor vistos quando o paciente está acordado, com os olhos fechados, sob condições de relaxamento.
- *Faixa Beta* - a faixa *Beta* ocupa de 13 a 22 Hz. Os ritmos *Beta* são registrados em pacientes adultos normais principalmente na região pré-central mas aparece também em outras regiões.

O ritmo *Beta* tem sido dividido em dois: *Beta I* que é constituído de frequências mais altas e o ritmo *Beta II* - onde se tem frequências mais baixas [9].

O ritmo *Beta I* está presente durante a intensa ativação do sistema nervoso central, enquanto *Beta II* é diminuído por tal ativação.

- *Faixa Teta* - neste caso as frequências vão de 4 a 8 Hz. Alguns transientes de componentes de atividade teta tem sido encontradas em pacientes adultos normais. A atividade teta ocorre principalmente nas áreas central e temporal e é mais comum em crianças.
- *Faixa Delta* - é a parte do espectro cuja faixa de frequências é de 0,5 a 4 Hz. As ondas delta aparecem em crianças pequenas, em pacientes em estado de sono profundo e em portadores de algumas doenças cerebrais. Em adultos no estado de alerta o aparecimento destas ondas pode indicar anormalidades.

A Fig. 2.3 ilustra diferentes tipos de ondas normais de EEG. A análise no domínio do tempo é também usada no processamento do EEG para detectar pequenas ondas e estados do sono. O sono é um processo dinâmico que consiste de vários estágios e o EEG representa a corrente externa gerada pela atividade neuronal do córtex e quanto mais sincronizada for essa atividade, maior será a amplitude do sinal registrado.

A primeira modificação detectada pelo EEG, com início da sonolência, é uma diminuição global da amplitude das ondas alfa e beta.

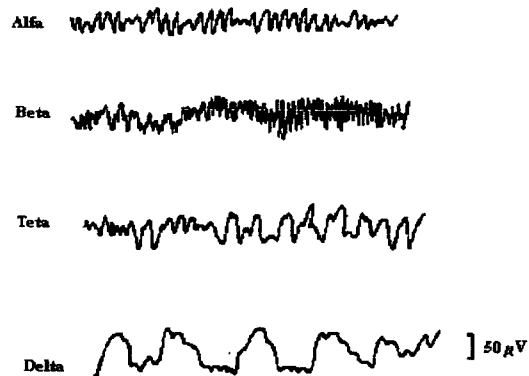


Figura 2.3: Ritmos do Eletroencefalograma
[79]

No primeiro estágio do sono, aparecem as *ondas Teta* que são uma mistura de baixas frequências. No segundo estágio, surtos de alta frequência, chamados *fusos do sono*, estão presentes, junto a ondas lentas, de ocorrência ocasional de ondas Delta. As ondas Delta ficam mais frequentes no terceiro estágio do sono onde aparecem também os *Complexos - K*. Estes complexos, a maioria facilmente evocados por estímulos auditivos, consistem de um ou dois pequenos picos de tensão (100 a 200 μV) em ondas baixas, às vezes acompanhadas por um curto episódio de atividade de 12 a 14 Hz. No quarto estágio, o de sono profundo, o EEG é dominado pelas *ondas Delta*. Esse sono profundo de ondas lentas também é marcado por redução da facilidade de acordar, do tônus muscular, das frequência cardíaca e respiratória, da pressão arterial e pode indicar estados de coma [46].

Durante a fase do sono de movimentos rápidos do olhar (a fase *REM: rapid eye movement*) o EEG assemelha-se ao que é registrado em um paciente acordado e em estado de relaxamento. As frequências cardíaca e respiratória e a pressão arterial são aumentadas. Apesar da ocorrência dos movimentos oculares, o tônus muscular fica diminuído. Pessoas na fase REM do sono são muito difíceis de serem acordadas propositalmente e são mais propensas a acordar espontaneamente.

A Fig. 2.4 mostra os estados do sono de um paciente normal.

Várias doenças do sistema nervoso, entre elas tumores, podem causar um EEG anormal. Porém a maioria dessas doenças são mais efetivamente diagnosticadas por outros procedimentos. O EEG permaneceu mais útil ao diagnóstico da epilepsia e distúrbios do sono [9].

A epilepsia se caracteriza pela atividade cerebral excessiva com descargas neurais não controladas em parte do sistema nervoso ou todo ele. Ataques involuntários

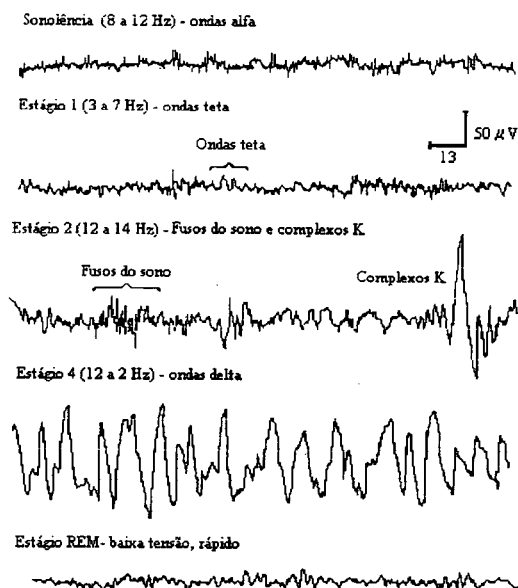


Figura 2.4: Registros de EEG humano durante os estágios do sono [9]

ativam vários músculos e outras funções enquanto inibem outras. São conhecidos vários tipos de epilepsias entre elas: *Epilepsia Grande Mal*, *Epilepsia Pequeno Mal*, *Epilepsia Mioclínica*, entre outras.

A Fig. 2.5 mostra o EEG típicos destes tipos de epilepsia.

A *Epilepsia Grande Mal* se caracteriza por descargas neuronais extremas em todas as áreas do cérebro, a crise pode levar de alguns segundos até horas com convulsões generalizadas pelo corpo.

A *Epilepsia Pequeno Mal* está estreitamente ligada à *Epilepsia Grande Mal* e envolve o sistema ativador do cérebro, todavia, com crises de contrações espasmódicas musculares menos freqüentes que a *Epilepsia Grande Mal*.

A *Epilepsia Mioclínica* pode afetar regiões localizadas ou todo o cérebro e é quase sempre consequente de lesões orgânicas ou anormalidade funcional no sistema nervoso [33].

2.3 Potenciais Evocados (EP)

A atividade elétrica do cérebro é evocada por estímulos sensoriais conhecidos como *Potenciais Evocados* (EP) ou *Respostas Evocadas* (ER). São usualmente medidos na região sensorial do cérebro correspondente à modalidade do estímulo.

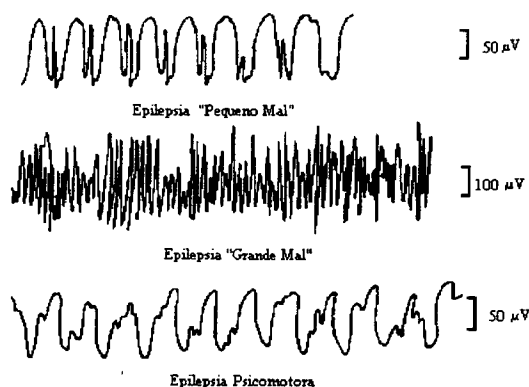


Figura 2.5: Ritmos Anormais de EEG indicando Epilepsia
[33]

Um estímulo sensorial resulta em duas espécies de mudanças de potencial no EEG - respostas não específicas e respostas específicas.

As *Ondas - V* e *Complexos - K* são respostas não específicas com transientes de baixa tensão. As respostas específicas são iniciadas com alguma latência após a aplicação do estímulo que tem o seu máximo em uma área cortical determinada para a modalidade da estimulação.

Os EP tem amplitude muito baixa cuja faixa situa-se entre 0,1 a 10 μV . A resposta de frequência dos EP são difíceis de determinar pois os EP e o EEG possuem o sinais com conteúdo de informação nas mesmas faixas de frequências, isto requer determinados cuidados na filtragem visto que o cancelamento do ruído pode provocar cancelamento do sinal ou distorção dos sinais de EP. Neste caso é recomendável uma filtragem utilizando técnicas de média do sinais [50].

2.3.1 Potencial Evocado Somato-sensorial (SEP, SSEP)

O SEP é registrado com eletrodos de superfície colocados no córtex sensorial. O estímulo pode ser feito elétrica ou mecanicamente. A duração do SEP cortical é aproximadamente de 25 a 50 ms com uma banda de 2 a 3000 Hz.

Geralmente o SEP é usado para oferecer informação relacionada aos caminhos da coluna dorsal de fibras dos nervos periféricos ao córtex. A Fig. 2.6 ilustra os SEP cortical e subcortical. O SEP subcortical é mais longo e atinge cerca de 200 s.

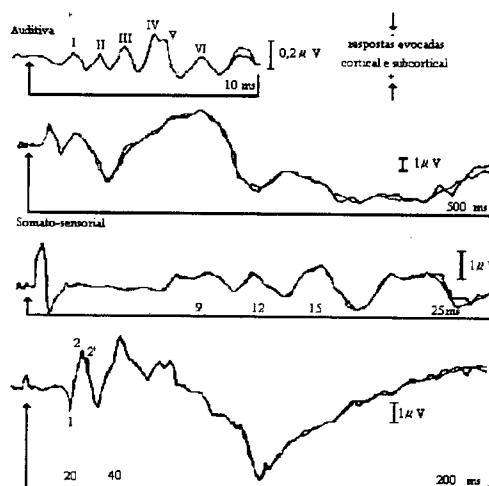


Figura 2.6: Sinais de Respostas Evocadas Auditivas e Somato-sensoriais
[23]

2.3.2 Potencial Evocado Auditivo (AEP)

O AEP é produzido por estímulos auditivos que podem ser estalos, ruídos e outros. Possuem baixas amplitudes de cerca de $0,5 \mu V$ e uma faixa que varia de 100 a 3000 Hz.

Estes potenciais evocados auditivos tem sido utilizados para a verificação de deficiências auditivas, especialmente em crianças. Iniciam-se com um período de latência de alguns milisegundos, chegam aos nervos auditivos a 8 ms, atingindo cerca de 50 a 500 ms.

2.4 Eletroneurograma (ENG)

O ENG é usado clinicamente para medir a velocidade de condução em nervos periféricos e fibras nervosas. Esta informação é necessária para a detecção de danos ou regeneração de fibras. A velocidade pode ser medida pela estimulação de um nervo motor em dois pontos com distâncias de separação conhecidas, relacionando a diferença entre o tempo de condução nos segmentos nervosos e o período de latência ante um estímulo [63]. Embora os campos potenciais dos nervos tenham amplitude muito menor do que os potenciais extracelulares ao redor de fibras musculares excitáveis, tais potenciais podem ser registrados com eletrodos de agulha concêntricos ou eletrodos de superfície.

Os campos gerados por um nervo isolado ou por um feixe de nervos podem ser

medidos através da inserção de um eletrodo no feixe de nervos ou com o uso de eletrodos de superfície localizados sobre a pele. Esta tensão monitorada não é em geral um simples potencial de ação, mas a contribuição de vários potenciais de ação transmitidos através de um condutor [23].

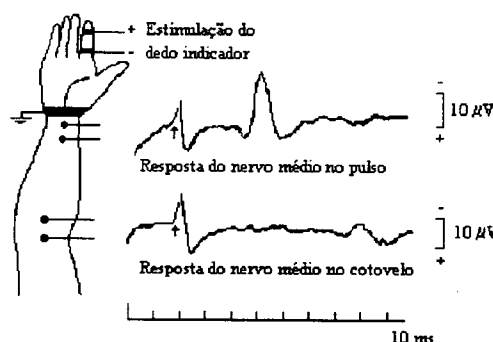


Figura 2.7: Eletroneurograma
[23]

A Fig. 2.7 relaciona o ENG registrado por eletrodos de superfície de um nervo mediano. A faixa de níveis é de $5 \mu V$ a $10 mV$ com uma faixa de aproximadamente $1 kHz$. Devido às baixas amplitudes envolvidas no monitoramento do ENG os métodos de cálculo da média são às vezes utilizados para aumentar a razão sinal/ruído.

2.5 Magnetoencefalografia (MEG)

As fontes ativas bioelétricas do cérebro além de gerarem campos elétricos geram também campos magnéticos, embora estes campos associados ao córtex sejam extremamente baixos. Por exemplo, estima-se que uma onda alfa tenha aproximadamente $0,1 pT$ (pico Tesla) a uma distância de $5 cm$ da superfície do couro cabeludo. Recentes avanços tecnológicos no estudo da supercondutividade tem tornado possível a medida destes campos extremamente baixos e o desenvolvimento de um magnetometro supercondutor (*SQUID* - "Superconducting Quantum Interference Device") cujo efeito supercondutor permite uma sensibilidade de $0,01 pT$ na temperatura do hélio líquido, removendo ruídos do magnetismo terrestre e campos magnéticos urbanos [23].

A Fig. 2.8 mostra um exemplo de um sinal de MEG. O uso do MEG oferece inúmeras vantagens. Dentre elas, que o campo magnético ao contrário do campo elétrico não é afetado por camadas de fluídos, heterogeneidade do meio do tecido

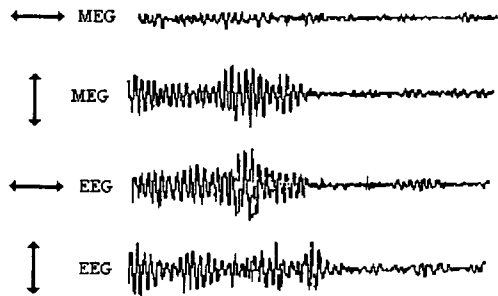


Figura 2.8: Magnetoencefalograma com EEG correspondente
[23]

cerebral que circunda o cérebro e a medida é indireta não sendo necessário eletrodos, pois o detector do *SQUID* não necessita tocar no córtex devido ao campo magnético não ser isolado pelo ar [79].

2.6 Reoencefalografia (REG)

A medida das mudanças de impedância entre dois eletrodos colocados em escalpo é conhecida como *reoencefalografia* (REG). As frequências usadas estão na faixa de 1 a 500 kHz produzindo uma impedância transcranial de cerca de 100 Ω . A impedância pulsátil muda na ordem de 0,1 Ω .

2.7 Reflexo Galvânico da Pele (GSR)

O sistema nervoso autônomo em resposta a um estímulo emocional muda a atividade das glândulas sudoríparas. Um potencial pode ser detectado através de pares de eletrodos, um colocado na palma da mão região com alta concentração de glândulas) e outro na parte de trás da mão que é completamente desprovida de glândulas.

O sinal é menor que 1 mV em amplitude com uma banda de frequência que varia de DC a 5 Hz. A aquisição do sinal é difícil devido aos potenciais produzidos por um eletrodo de interface na pele. O GSR é usado para monitoração do estado emocional (detector de mentiras).

2.8 Eletrocardiografia (ECG)

O sinal do eletrocardiograma (ECG) é o registro da atividade elétrica do coração. A atividade mecânica da função cardíaca está ligada a atividade elétrica. O ECG é uma importante ferramenta para o assessoramento da função cardíaca.

O ciclo elétrico do coração inicia-se no nó sino-atrial (SA) no átrio direito que é um conjunto de neurônios que produz o ritmo do coração. O impulso do nó SA causa a contração do átrio, gerando a onda **P** no ECG.

Os impulsos movem-se ao longo das fibras dentro do átrio no nó átrio-ventricular (AV) o qual controla a transmissão de impulsos entre o átrio e o ventrículo. O tempo de condução átrio-ventricular é da ordem de 120 a 220 ms. Um sistema especial de condução denominado *Feixe de His* e as *Células de Purkinje* transferem os impulsos às partes inferiores aos ventrículos.

A contração dos ventrículos compreende a ação de bombeamento do coração e a geração do complexo **QRS** no ECG. Após aproximadamente 150 ms os ventrículos repolarizam, causando a onda **T** no ECG.

A repolarização do átrio raramente é vista no ECG. Em casos raros nos quais isto ocorre e aparece entre as ondas **P** e **Q** sendo denominado de onda **TA**. Uma onda adicional, a onda **U**, é às vezes registrada após a onda **T**. Acredita-se que sua causa seja a repolarização dos músculos papilares ventriculares.

O ritmo cardíaco, ou a *taxa de batimento*, é um processo aleatório e é usualmente medido no intervalo **R-R**. Durante o sono esta taxa é baixa (*bradicardia*) e acelera-se (*taquicardia*) durante exercícios, estresse emocional ou febre. Distúrbios nos ritmos, denominados arritmias, podem surgir sob condições anormais.

Às vezes uma porção do miocárdio descarrega independentemente causando uma sequência anormal do nó SA no batimento cardíaco, que é conhecido como *contração pré-ventricular* (PVC). Quando as descargas independentes continuam, o coração entra em um estado de *fibrilação* atrial ou ventricular. A Fig. 2.9 apresenta registros de um ECG e um eletrograma do Feixe de His.

O ECG convencional consiste do complexo **PQRST** com amplitudes de alguns mV e é usualmente processado numa banda de frequência de 0,05 a 100 Hz. O primeiro passo no processamento do ECG é a identificação da onda **R**. Isto é feito de maneira a sincronizar os consecutivos complexos e para a análise do intervalo **R-R** do ritmo cardíaco. O problema torna-se severo quando as condições de ativação muscular e ruídos de outras fontes tendem a obscurecer o complexo **QRS**. A análise do intervalo **R-R** é uma importante parte do monitoramento de pacientes e muitos métodos tem sido empregados para o processamento automático do ECG para monitoração, compressão de dados e classificação [23].

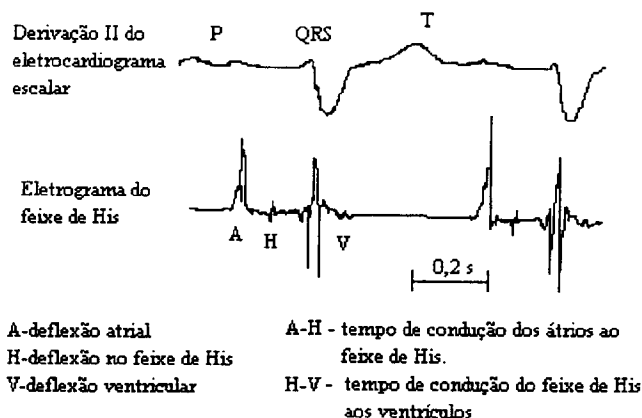


Figura 2.9: Eletrocardiograma e Eletrograma do Feixe de His
[9]

2.9 Fonocardiografia (PCG)

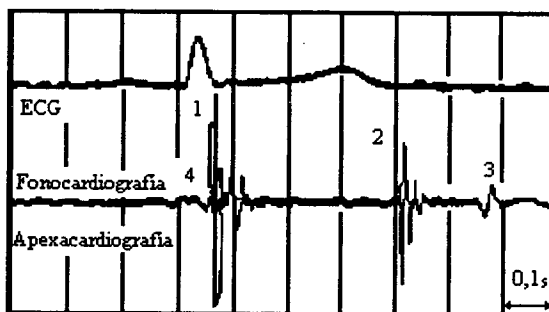


Figura 2.10: Fonocardiograma das 4 câmaras cardíacas

A fonocardiografia é o registro de sons gerados pelo coração e grandes vasos e produz o diagnóstico de anormalidades que podem aparecer nas mais diversas formas. Mudanças na intensidade, divisão nas componentes dos sons, murmúrios, estalidos na ejeção e abertura de válvulas, podem indicar cardiopatias.

O PCG geralmente é monitorado usando-se o estetoscópio. Os sons registrados na superfície do corpo dependem da localização da fonte de som, da intensidade e das propriedades acústicas dos tecidos vizinhos. A banda necessária é cerca de 20 a 1000 Hz. O coração normal possui quatro sons. Estes são ilustrados na Fig. 2.10

em conjunto com o ECG e a Apexcardiografia.¹

O primeiro e o segundo sons cardíacos são mais importantes. A Fig. 2.11 ilustra alguns sons anormais gerados que indicam cardiopatias. Na Fig. 2.12 observa-se que o primeiro som cardíaco é o resultado do início da contração do ventrículo esquerda (1), do início da contração do ventrículo direito, do fechamento da válvula mitral (2), início da ejeção ventricular direita (3) e início da ejeção ventricular esquerda (4). Este primeiro som cardíaco dura cerca de 120 ms.

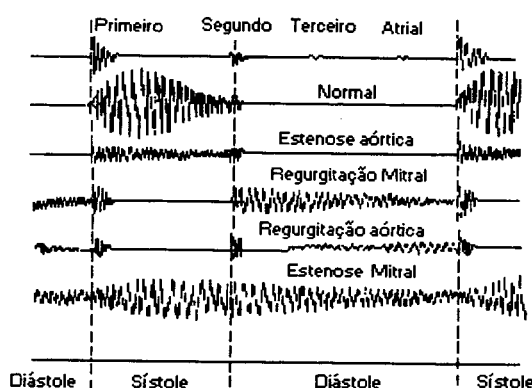


Figura 2.11: Sinais de sons cardíacos

O segundo som é gerado pelo fechamento da válvula semilunar. Duas componentes podem ser geralmente detectadas as quais são o resultado das válvulas aórticas e pulmonares. O terceiro som não é facilmente determinado, possui transientes de baixas frequências (20 a 70 Hz) com baixas amplitudes, ocorrendo durante o enchimento ventricular no início da diástole e dura cerca de 40 a 50 ms. O quarto som do coração ocorre ao mesmo tempo da contração atrial. É similar ao terceiro som do coração em duração e faixa de frequências.

2.10 Auscultação

A monitorização de sons através da escuta do tórax é conhecida como auscultação. É muito utilizada para o diagnóstico de disfunções pulmonares. Durante a respiração, fluxo de gases através das vias aéreas emitem energia acústica. Esta energia é transmitida através das paredes das vias aéreas, tecidos pulmonares e paredes do tórax. Assim, os sons respiratórios são gerados pela entrada de ar nos

¹A Apexcardiografia será vista em 2.14.3.

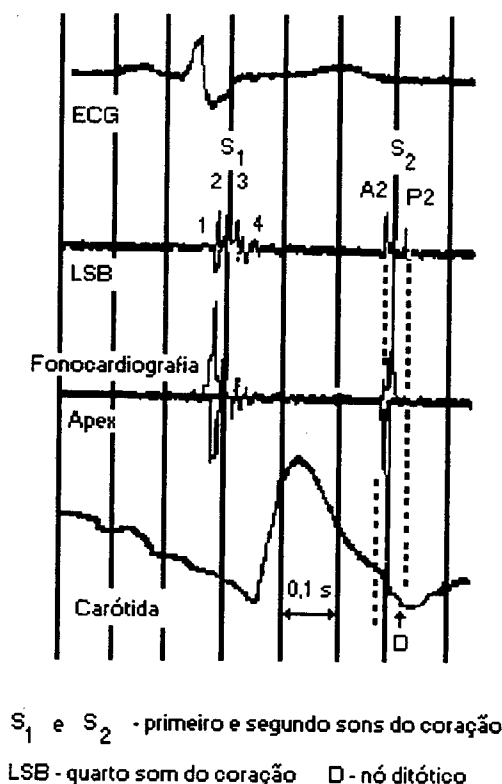


Figura 2.12: Sinais simultâneos de Fonocardiografia, Eletrocardiografia e Apexcardiografia

[79]

alvéolos durante a inspiração (ruído local ou vesicular) e portanto, passam através da laringe. A Fig. 2.13 mostra as áreas referentes aos sons produzidos no tórax.

Quatro tipos de sons respiratórios normais foram definidos:

- sons respiratórios vesiculares (VBS);
- sons respiratórios bronquiais (BBS);
- sons respiratórios bronco-vesiculares (BVBS);
- sons respiratórios traquiais (TBS).

Cada um desses sons são ouvidos em certas áreas do tórax; quando ouvidos em locais diferentes dos usuais são considerados anormais. A auscultação dos sons cardíacos é usualmente executada com o uso de um estetoscópio, para se obter a faixa de frequências completa e para que os sinais elétricos possam ser processados utilizam-se microfones. A faixa de frequências necessária é de 20 Hz a 2 kHz.

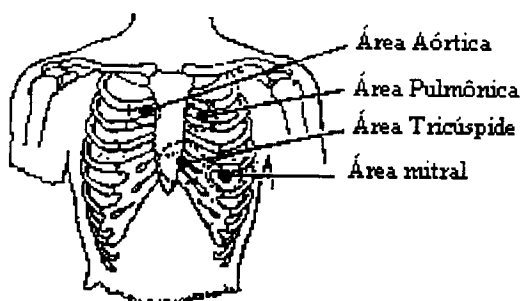


Figura 2.13: Áreas de produção de sons no tórax
[35]

2.11 Sons de Korotkoff

O método mais comum para a medida de pressão sanguínea é feito através do uso de *esfigmomanômetro*. Uma bacia inflável colocada na parte superior do braço é usada para obstruir o fluxo sanguíneo no braço. A pressão exercida pela bacia causa um colapso na artéria.

Quando a pressão é gradualmente liberada no ponto onde ela é pouco abaixo da pressão arterial o sangue começa a fluir na artéria comprimida.

O fluxo do sangue, turbulento, provoca sons conhecidos como sons de Korotkoff. Estes são coletados por um microfone (ou estetoscópio) colocado acima da artéria. O som continua, enquanto a pressão diminui, até que não haja mais constrição na artéria.

Geralmente utilizam-se microfones piezoelétricos com amplitudes de 100 mV (pico a pico) para captação destes sons nos quais a maior parte da energia encontra-se na faixa de 0 a 500 Hz.

2.12 Pressão Arterial

A pressão arterial sistêmica pode ser medida de diversas maneiras. Pode-se medir a pressão em diversos pontos da vasculatura ou até mesmo no interior do coração (cateterismo cardíaco) inserindo-se um tubo ou cânula em um vaso sanguíneo e ligando-se a esse tubo um transdutor de pressão arterial que gera o sinal elétrico a ser registrado no polígrafo.

No método da ausculta, como citado anteriormente, um manguito de pressão é inflado em torno de uma grande artéria, geralmente a artéria braquial do braço, e

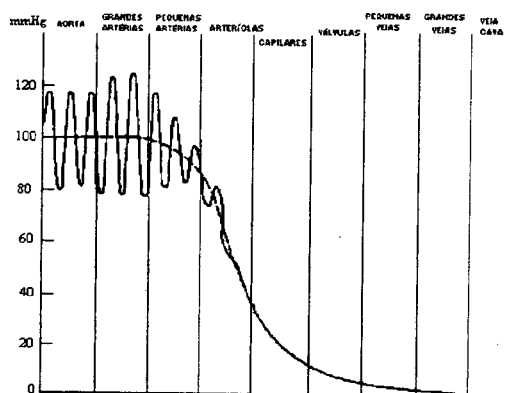


Figura 2.14: Pressão sanguínea no Sistema Circulatório
[34]

ligado a um esfigmomanômetro. A Fig. 2.14 ilustra as curvas de pressão sanguínea nas diversas partes do sistema circulatório sistêmico [34].

2.13 Débito Cardíaco

O débito cardíaco pode ser medido usando-se o método da diluição introduzido inicialmente pelo fisiologista A.V.Fick [46].

Uma substância indicadora é adicionada ao volume de sangue venoso que retorna ao coração, sendo sua concentração medida em local arterial supondo-se que o sangue tenha se misturado totalmente a esta substância no coração.

A versão original do método de Fick utilizava como o indicador o oxigênio captado pelos pulmões. O oxigênio é adicionado ao sangue em quantidade constante e com velocidade determinada pela respiração. Sua diluição subsequente pode ser medida pela quantidade de oxigênio absorvida e a diferença entre as concentrações dos sangue venoso e arterial sistêmicos. Assim é possível calcular o débito cardíaco:

$$DC = \frac{c.o}{a - v}$$

onde DC é o débito cardíaco em (l/min) , co é o oxigênio consumido em (ml/min) , a é a concentração do sangue venoso e v é a concentração do sangue arterial.

2.14 Sinais de Deslocamentos

2.14.1 Movimentos Fetais

Os movimentos do feto são uma indicação do bom desenvolvimento fetal. Vários métodos tem sido sugeridos para a monitoração não invasiva do movimento fetal utilizando-se transdutores ultrasônicos abdominais.

2.14.2 Eletrogastrografia

O estômago, assim como o coração, possui um marcapasso que gera uma sequência de potenciais elétricos [23].

Os potenciais elétricos cíclicos são transmitidos através de fibras musculares lisas causando um movimento mecânico de ritmo lento (da ordem de 0,05 Hz). Este movimento é responsável pela mistura, trituração e absorção adequada dos alimentos. As mudanças nos potenciais elétricos gerados pelo estômago podem ser colhidos através de eletrodos de superfície.

O sinal tem uma frequência dominante igual a frequência da atividade elétrica gástrica (ECA) que é cerca de 0,05 Hz em um homem. A banda de frequências do sinal é aproximadamente de 0,01 a 0,5 Hz.

2.14.3 Apexcardiografia (ACG)

O termo apexcardiografia inclui uma variedade de métodos usados para o registro de movimentos do precórdio cardíaco. Entre estes vários métodos estão a vibrocardiografia, balistocardiografia e impulsos cardiográficos. Os movimentos são detectados por diversos transdutores, acelerômetros, “strain-gages” ou dispositivos de deslocamento como o LVDT. A banda de frequência necessária é cerca de DC a 40 Hz.

2.15 Impedância de Pletismografia

O uso de mudanças de impedância para o registro de pulsos de volume periférico é conhecido como *Impedância de Pletismografia*. Este método tem sido aplicado em vários locais do corpo tais como nos dedos, dos membros inferiores e superiores, da cabeça, do tórax e rins. Por exemplo, uma experiência com um cão a 50 kHz mostrou que 1 % de mudança no volume sanguíneo gera uma mudança de cerca de 0,16 % na resistência, com uma relação quase linear numa faixa de mais ou menos 30 % de mudança do fluxo sanguíneo [23].

2.16 Eletromiografia (EMG)

A eletromiografia é o registro do potencial elétrico gerado por um músculo. A atividade do músculo pode ser monitorada através de eletrodos de superfície colocados sobre a pele do indivíduo. O sinal recebido produz a informação a respeito da atividade elétrica total associada com a contração muscular. Para um diagnóstico mais detalhado necessita-se de eletrodos de agulha concêntricos que são inseridos na pele dentro do músculo.

O sinal recebido é conhecido como potencial de ação da unidade motora (MUAP). Uma alta resolução pode ser conseguida com o uso de microeletrodos através dos quais registram-se os potenciais de ação de uma única fibra muscular.

2.16.1 Eletromiografia de uma única fibra (SFEMG)

Os potenciais de ação de uma única fibra muscular tem a duração de cerca de 1 ms com amplitudes de poucos mV. A banda de amplitude usada para o processamento do SFEMG é de 500 Hz a 10 kHz. Embora o SFEMG contenha baixas frequências é aconselhável cortar as bandas baixas a fim de que as contribuições de fibras distantes possam ser minimizadas.

O SFEMG é usado clinicamente para detectar disfunções neuromusculares tal como a miastenia grave.

2.16.2 Potencial de Ação de uma unidade motora (MUAP)

O complexo constituído de células nervosas, fibras nervosas, junções neuromusculares e fibras musculares são chamadas de *unidade motora*. Os potenciais de ação registrados deste complexo são medidos através de um eletrodo de agulha concêntrico e são conhecidos por potenciais de ação da unidade motora (MUAP, MUP).

O MUAP é subdividido em duas componentes. Uma ponta, tal como um espigão, é gerada por cerca de 2 a 12 fibras com uma forma e amplitude que depende da sincronicidade entre as fibras dentro da unidade motora (MU).

As partes iniciais e terminais são geradas por fibras mais distantes da mesma unidade motora. A duração do MUAP é aproximadamente 2 a 10 ms, com amplitudes na faixa de 100 μ V a 2 mV. A banda de frequência é 5 Hz a 10 kHz.

Os MUAP são usados clinicamente para detectar miopatias, lesões neurogênicas e outras desordens neuromusculares. A Fig. 2.15 ilustra um trem de MUAP.

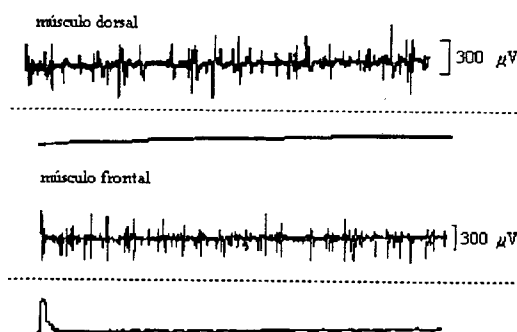


Figura 2.15: Potencial de Ação de uma unidade motora

2.16.3 Eletromiografia de superfície (SEMG)

A aquisição não invasiva do EMG através de eletrodos de superfície é um método conveniente mas que produz somente uma informação grosseira sobre o músculo em investigação. As amplitudes do SEMG depende do músculo e dos eletrodos. A análise do espectro de frequências do EMG é utilizada para caracterização de fadigas musculares.

A faixa de $50 \mu V$ a $5 mV$ é normal. A banda requerida para o músculo esquelético é de 2 a 500 Hz (para a musculatura lisa a banda é de 0,01 a 1 Hz). A densidade espectral de potência do EMG é sempre estimada para várias aplicações clínicas tais como tremores patológicos e análise de fadiga muscular.

2.17 Urofluxometria

A urofluxometria consiste na avaliação do trato urinário médio-inferior humano através do registro contínuo do fluxo urinário durante a micção. Muitas patologias do trato urinário inferior envolvem obstruções das vias urinárias, diminuindo significativamente o fluxo urinário. A inspeção da curva de fluxo urinário permite ao clínico diagnosticar estas patologias.

O fluxo urinário, ou Vazão é definido como a taxa de volume de urina expelida pela uretra em relação ao tempo. O estudo da urofluxometria deve ser feito em conjunto com a eletromiografia, pois é sabido que curvas normais de fluxo podem ser obtidas mesmo em presença de anormalidades de um ou mais elementos envolvidos na micção [44].

O fluxo máximo Q_{max} é o valor mais representativo desta curva. Os valores de fluxo máximo considerados normais, encontrando-se a bexiga repleta, são de 20 a 25

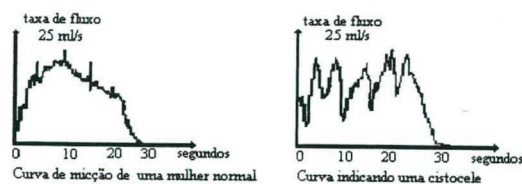


Figura 2.16: Curvas Típicas em Urofluxometria [44]

ml/s para homens e 25 a 30 ml/s para mulheres. Estes valores variam com a idade e com o volume total de urina expelido, mas em todos os casos, fluxos menores do 10 ml/s podem indicar obstrução do trato urinário [44].

A Fig. 2.16 ilustra curvas típicas de determinadas patologias. Outros parâmetros importantes são o volume total de urina expelido V , fluxo médio urinário Q_{medio} , tempo decorrido até atingir o fluxo máximo T_{max} e tempo de hesitação T_{hes} , tempo total de fluxo T_Q , conforme a Fig. 2.17.

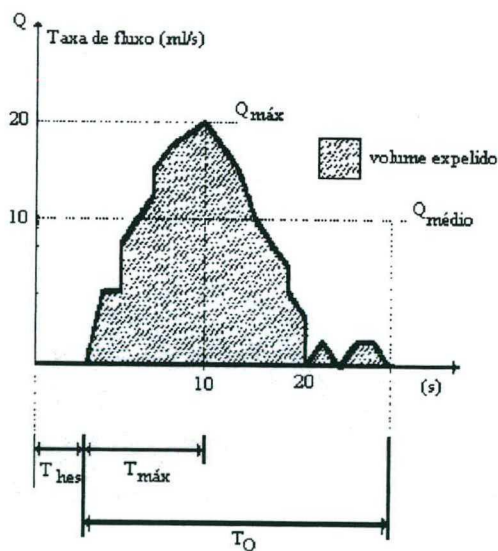


Figura 2.17: Curva de Fluxo Urinário

A análise de uma curva de fluxo urinário parte de vários fatores, o mais importante é o formato geral da curva. Um fator importante a ser considerado é que o aspecto ruidoso de algumas curvas não deve ser confundido com o comportamento eventualmente intermitente das curvas de fluxo, pois isto pode depender

da frequência de aquisição e não de alguma possível anormalidade. Para melhorar a visualização da curva pode-se empregar a filtragem digital de valores de alta frequência. Esta filtragem preserva a morfologia do sinal filtrado e a forma do gráfico do fluxo é traçado suavemente, eliminando os picos e quedas abruptos. A faixa de frequências situa-se entre 2 a 4 Hz.

Na urofluxometria computadorizada, um transdutor de peso mede o volume urinário expelido em tempo real. Por diferenciação em relação ao tempo, a curva de fluxo é levantada, ponto a ponto. O sinal é digitalizado e através de um programa, que possui algoritmos de análise dos parâmetros da curva, o usuário pode executar a interpretação [44].

2.18 Eletroretinograma (ERG)

O ERG é o potencial gerado pela retina. Quando a retina é estimulada por um breve lampejo de luz, um seqüência temporal de mudanças no potencial pode ser registrado entre dois eletrodos - colocados na superfície da retina e um eletrodo indiferente colocado em outro lugar no corpo, usualmente nas têmporas, na fronte ou no lóbulo da orelha.

O suprimento de sangue e oxigênio na retina é decrescido com a *retinopatia diabética*, com a *oclusão da veia central da retina* (CRVO), com a *estenose da artéria carótida*, tornando a medida do ERG anormal. E de acordo com a progressão da retinopatia, o ERG apresenta potenciais oscilatórios (OP). Estes potenciais oscilatórios (OP) são pequenas ondas na face ascendente do ERG e sua amplitude pode indicar a retinopatia oferecendo uma suplementação na oftalmoscopia e angiografia fluorescente para o diagnóstico destas doenças. Um simples teste de 10 minutos com um ERG de excitação de 30 Hz identificam pacientes com sintomas de CRVO com 93 % de precisão [45].

O ERG é composto de quatro ondas supostamente geradas em várias regiões da retina. Estas ondas são originadas provavelmente da profundidade da retina, das regiões bipolares da célula e da terminação do estímulo. Os níveis de tensão do ERG estão na faixa de $0,5 \mu V$ a 1 mV. Utilizado em aplicações clínicas e em pesquisa onde são introduzidos eletrodos diretamente na retina. A largura da faixa para o processamento do ERG é cerca de 0,2 a 200 Hz.

A Fig. 2.18 apresenta uma forma de onda típica de ERG de um vertebrado em resposta a um luminosidade de 2 s [79]. Observa-se as componentes (as ondas **a**, **b**, **c** e **d**) comumente identificadas, inclusive, em seres humanos. As ondas **a** e **c** são registradas na profundidade da retina provavelmente devidas a mudanças induzidas

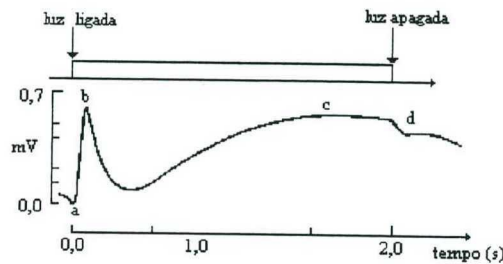


Figura 2.18: Eletroretinograma de um vertebrado
[79]

pela luz nos pigmentos visuais enquanto a onda **b** deve-se a atividade das células bipolares da retina. A onda **d** é registrada quando do termino da excitação luminosa [33] [46] [9].

2.19 Eletro-oculograma (EOG)

Complementando o potencial transiente registrado no ERG, o EOG é o registro do estado do potencial córneo-retinal. Este potencial tem sido usado para medir a posição do olho tanto para pesquisa do sono como para uso clínico diagnosticando habilidade de leitura e fadiga visual [79].

O EOG ao contrário de outros potenciais necessita de um amplificador DC e o sinal é medido por pares de eletrodos de superfície à direita e a esquerda bem como acima e abaixo dos olhos. Os níveis de amplitude estão na faixa de $10 \mu V$ a $5 mV$ com uma faixa de frequência de DC a 100 Hz.

O EOG fornece uma medida da função retinal que depende da integridade do pigmento da camada epitelial da retina. Quando esta camada encontra-se sadia, o potencial estabelecido entre as partes dianteira e traseira do olho respondem a mudanças de luminosidade [41].

O potencial de repouso em um olho é estimado através da medida da tensão induzida utilizando-se um par de eletrodos de Ag-AgCl no olho. Estes eletrodos são necessários para prevenção de deriva. Este potencial declina durante a adaptação à penumbra a um valor mínimo e chega a um valor máximo durante a adaptação à luz antes de atingir o estado de equilíbrio.

A razão entre a amplitude máxima sob condições de adaptação à luz dividida pela amplitude mínima sob condições de adaptação à penumbra é chamada de *Razão*

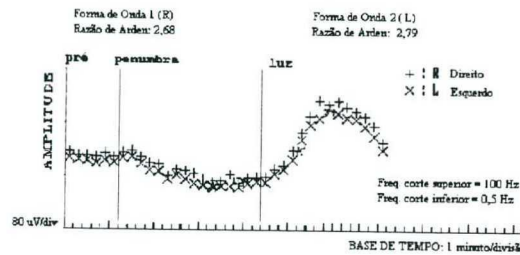


Figura 2.19: Eletro-oculograma de um paciente normal [45]

de Arden. A Razão de Arden é a medida padrão para o diagnóstico EOG [45]. A Fig. 2.19 mostra um eletro-oculograma considerado normal.

2.20 Potencial Evocado Visual (VEP)

O VEP é registrado do escalpo sobre o lóbulo occipital. O estímulo são luzes e padrões visuais. Possui uma amplitude na faixa de 1 a $20\mu V$ com uma banda de frequências de 1 a 300 Hz. A duração é de cerca de 20 ms.

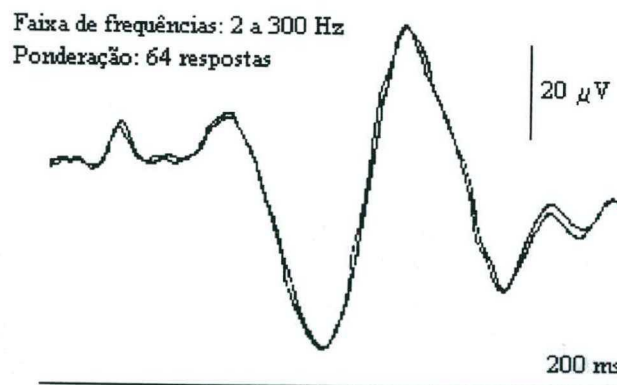


Figura 2.20: Respostas Visuais Ponderadas [23]

O VEP tem sido usado no diagnóstico de esclerose múltipla, doença que afeta o nervo ótico e para verificar deficiências visuais como cegueira a cores, campo visual e acuidade visual. A Fig. 2.20 ilustra um típico VEP.

2.21 Sinais de Impedância

A posição do olho pode ser monitorada pela medida de impedância medida entre pares de eletrodos localizados em torno do olho, este procedimento denomina-se Impedância de Oculografia (ZOG).

Por outro lado, eletrodos colocados na superfície do tórax são usados para monitorar a frequência da respiração de 50 a 600 kHz. A mudança da impedância transtorácica da inspiração completa até a máxima expiração é quase inteiramente resistiva com um valor de cerca de 20 Ω .

As mudanças na impedância também estão relacionadas com o volume de ar nos pulmões. O método denominado de *Impedância de Pneumotacografia* é usado também como monitoração de apnéia para detectar pausas na respiração. Também a *Pneumotacografia* é utilizada para analisar a taxa de fluxo para avaliação das funções respiratórias. O sinal da taxa de fluxo tem uma banda de frequência de aproximadamente DC a 40 Hz [23].

2.22 Movimentos Oculares

Uma boa visão requer uma imagem estável na retina. Muitos estudos tem sido feitos a respeito dos mecanismos dos movimentos oculares e sua relação com a orientação espacial dos indivíduos.

Os movimentos dos olhos são controlados por três pares de músculos mostrados na Fig. 2.21, *reto medial e lateral*, *reto superior e inferior* e *oblíquo superior e inferior*. Os músculos do par medial e temporal contraem-se reciprocamente para mover os olhos de lado a lado. Os músculos do par reto inferior e superior contraem-se para mover os olhos para baixo e para cima. Os músculos oblíquos funcionam de maneira a rotacionar a órbita de modo a manter os campos visuais na posição correta [35].

A Fig. 2.21 mostra também os núcleos do terceiro, do quarto e do sexto nervos craniais e suas inervações nos músculos oculares. São mostradas as interconexões entre estes três núcleos através dos fascículo longitudinal medial. Cada um dos três conjuntos de músculos é reciprocamente innervado de maneira que um dos músculos do par relaxa enquanto o outro se contrae [35].

O colículo superior faz a integração de sinais oriundos do olho e sinais de origem auditiva. A Fig. 2.22 ilustra a localização do colículo superior e do córtex visual de um gato.

Segundo Roucoux [70] o sistema visual possui uma faixa característica de cerca de 10 Hz no homem. Para se ver bem é preciso que a imagem tenha um movimento que não seja muito rápido e nem muito lento. Isso é conseguido por uma ação posi-

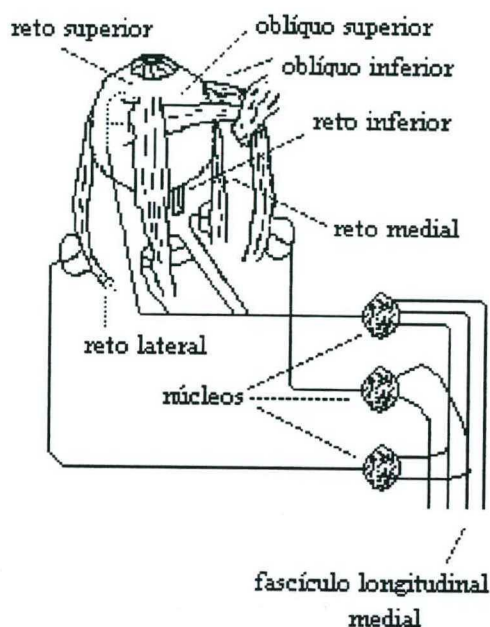


Figura 2.21: Músculos extra-oculares do olho e suas inervações
[33]

tiva do sistema oculomotor. Roucoux [70] apresenta os movimentos oculares como sendo divididos em duas categorias: movimentos de orientação ou deslocamento e movimentos de estabilização.

2.22.1 Os movimentos de Estabilização

Dentro desta categoria distinguem-se os movimentos vestibulo-oculares que permitem a estabilização da imagem na retina durante os movimentos rápidos da cabeça e de curta duração, e os movimentos opto-cinéticos que estabilizam a imagem durante os movimentos prolongados e mais lentos.

Movimentos Vestíbulo-oculares

A maior fonte de deslocamento da imagem retinal é seu próprio movimento, particularmente a rotação da cabeça. Os canais semi-circulares² agem como sensores dos reflexos dos olhos e da cabeça, que permitem a muitas espécies se moverem e verem ao mesmo tempo. Quando um animal movimenta-se na penumbra, os movimen-

²Informações detalhadas sobre o Aparelho Vestibular podem ser encontradas em Guyton [35], Dutia [28] e Goldberg [32].

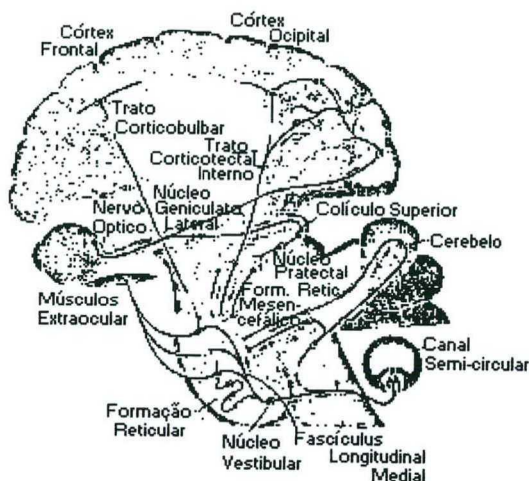


Figura 2.22: Mapa colicular de um gato

tos compensatórios denominados “fases lentas” são interrompidos pelos movimentos rápidos dos olhos denominados “fase rápida” que formam um padrão denominado de nistagmo. Assim, a alternância das fases lentas compensatórias e das fases rápidas anti-compensatórias constitui o *nistagmo vestibular*.

Os canais semi-circulares, sensíveis aos sinais de aceleração com uma rotação prolongada da cabeça a velocidade constante, conduzem ao desaparecimento progressivo do nistagmo.

O ganho do reflexo vestibulo-ocular (VOR) em fase lenta, em uma situação normal é aproximadamente 0,9. Isto é considerado bom nas mais altas frequências dos movimentos naturais da cabeça (7 a 10 Hz). Abaixo de 0,01 Hz, o ganho decresce assim como a fase muda (para uma estimulação senoidal) [70].

Acredita-se que as fases rápidas servem para ajustar o olho e mantê-lo de modo a atingir seus limites mecânicos. Estas fases rápidas também mantêm o olho na direção do movimento da cabeça para orientar o olhar.

Roucoux [70] divide os animais em duas categorias: os foveados (possuem fóvea) e os afoveados (não possuem fóvea) e compara os mecanismos das sacadas oculares de diferentes espécies destacando que todas possuem o reflexo vestibular de estabilização da cabeça denominado como VCR (vestibulocollic reflex). No homem este mecanismo ativa os músculos do pescoço de maneira a interagir em reação a qualquer movimento sentido pelo aparelho vestibular.

Associados a estes sinais se tem o EMG em vários músculos do pescoço e do olho. Existe uma grande diferença entre o VOR e o VCR, este último age como

um sistema realimentado de malha fechada cuja saída é a posição compensatória da cabeça que se opõe e tende a cancelar o sinal de movimento da entrada. A saída do VOR pelo contrário não tem influência neste sinal.

Uma das principais fontes do deslizamento da imagem sobre a retina é a rotação da cabeça. Os receptores labirínticos alojados dentro do ouvido interno (particularmente os canais semi-circulares) são sensíveis à aceleração angular da cabeça; eles dão origem aos movimentos oculares de reflexos capazes de compensar exatamente a rotação da cabeça e portanto, anulam todo o deslocamento da imagem na retina.

Assim por exemplo, uma rotação horizontal da cabeça a $50^\circ / s$ no sentido horário após um breve período de latência da ordem de décimos de ms, conduz a uma rotação do olho na mesma velocidade no sentido anti-horário.

Este movimento compensatório é regularmente interrompido pelos movimentos rápidos anti-compensatórios (isto é, na mesma direção que o movimento da cabeça) centrando o olho dentro da órbita.

As condições experimentais para análise da resposta do sistema vestibulo-ocular é uma rotação senoidal de todo o modelo anatômico (indivíduo) em torno de um eixo, vertical por exemplo, a cabeça estando imóvel em relação ao tronco. Sob estas condições, a resposta de frequência do reflexo vestibulo-ocular pode ser estudada. Ela é medida pela evolução do ganho em relação a velocidade instantânea da saída (olho) e da entrada (cabeça), e da defasagem (desvio temporal medido em $^\circ$ (graus) do ângulo entre a entrada e a saída), em função da frequência do sinal senoidal da entrada. Segundo Crommelinck [26] sob essas frequências de rotação que estão na faixa entre 0,5 a 10 Hz, o ganho está compreendido entre 0,8 e 1 e a defasagem é aproximadamente de 180° (o olho se desloca aproximadamente à mesma velocidade que a cabeça mas em sentido oposto). O sistema vestibulo-ocular satura quando as velocidades ultrapassam $350^\circ / s$ [26].

Ainda que funcionalmente o sistema vestibulo-ocular seja de malha aberta (a saída não influencia na entrada) os parâmetros do ganho e da fase agem de maneira a restaurar a estabilização frente a disfunções nervosas (lesões vestibulares) ou a não concordância dos sinais visuais (uso de óculos indevido). Além de que, o reflexo vestibulo-ocular é um dos mecanismos possíveis de coordenação dos movimentos de orientação pelo deslocamento do olho e da cabeça.

Movimentos opto-cinéticos

O desempenho do sistema vestibulo-ocular é limitado para movimentos lentos e prolongados da cabeça. A solução para estes problemas de controle da estabilização à baixa frequência e à velocidade constante são oferecidos pela visão. O

deslizamento da imagem retinal constitui um sinal de erro que alimenta o sistema de controle - sistema opto-cinético, que é capaz de reduzir este erro. Ao contrário do sistema vestibulo-ocular, o sistema opto-cinético é de malha fechada. A captação da informação é feita pela retina através dos fotoreceptores e a saída do sistema comanda os motoneurônios oculares. Os dois sistemas são complementares na função de estabilização.

A análise da resposta de frequência do sistema opto-cinético é a rotação em conjunto com o campo visual. Os mecanismos do aparelho vestibular, entretanto, não permitem o reflexo para manter uma resposta durante um movimento de duração maior. Todavia, este reflexo não opera corretamente a baixas frequências.

Como o reflexo vestibulo-ocular é um servomecanismo de malha aberta: o controlador central não pode avaliar o resultado de sua ação e ajustar finamente seu ganho de maneira a torná-lo mais eficiente. A solução para este problema é dada pela própria visão pois o deslocamento da imagem retinal constitui um sinal de erro que pode ser usado para mover o olho de maneira a reduzir este erro (controle realimentado negativo). Existem, todavia, retardos na avaliação da informação visual e assim o reflexo opto-cinético (OKR) pode ser usado para compensar os movimentos rápidos dos olhos.

O reflexo opto-cinético pode complementar o reflexo vestibulo-ocular no domínio do tempo e a medida da velocidade do deslocamento retinal é usada quando necessária para reajustar o ganho dos mecanismos de compensação do movimento da cabeça.

Segundo Roucoux [70] em paralelo com o VCR, o reflexo opto-colicular (OCR) também existe e embora presente nos mamíferos é proeminente em vertebrados inferiores e aves.

O OCR e VCR agem da mesma maneira que o VOR e o OKR. As aves são exemplos destes mecanismos, com os olhos localizados a cada lado; ao se locomoverem induzem um grande deslocamento retinal que não pode ser adequadamente compensado pela rotação do olho, desde que a extensão angular do deslocamento dependerá da distância do objeto. A única solução satisfatória é estabilizar a cabeça através de movimentos translacionais; o resultado é o nistagmo da cabeça, muito notado quando o animal anda. No homem estas respostas desapareceram. Sapos, tartarugas, coelhos e outros animais exibem esta resposta [70].

Movimentos de fixação

Os movimentos de fixação são controlados por dois mecanismos neuronais. O primeiro permite o movimento dos olhos voluntariamente para encontrar um objeto

(mecanismo de fixação voluntária) e o segundo segura os olhos uma vez que o objeto tenha sido encontrado (mecanismo de fixação involuntária).

Três tipos de movimentos oculares estão geralmente presentes na fixação de um objeto estacionário por um indivíduo cuja cabeça esteja imóvel: os tremores de pequenas amplitudes e frequência elevada, os movimentos das lentes oculares (cuja velocidade não ultrapassa 15 °/s e a amplitude 5°) e os movimentos rápidos ou microsacadas (cuja amplitude varia nos indivíduos e nas circunstâncias de 2 a 20 °).

Quando um indivíduo tenta fixar os olhos em um objeto estacionário ele produz micro movimentos dos olhos. Existem no homem, três tipos destes movimentos: tremor, deriva e micro-sacadas. A amplitude total destes movimentos é menor do que 10 °. Estes movimentos tem sido estudados extensivamente, embora sua função exata ainda seja debatida. Um problema levantado por Roucoux [70] é a presença de ruído no sistema oculomotor. Na penumbra, os olhos derivam; esta deriva é reduzida pela luz mas não é abolida.

De acordo com as pesquisas referenciadas por Roucoux [70] existiria um sistema de estabilização em separado, responsável pela supressão deste ruído diferente do reflexo opto-cinético, todavia, isto ainda é especulativo.

2.22.2 Movimentos de Orientação

Três categorias de movimentos oculares de orientação distinguem-se em função do tipo do sinal de entrada. O sistema sacádico assegura uma mudança muito rápida do eixo visual (sacada) em resposta a sinais externos de posição de um objeto ou de comandos internos. O sistema de busca (“pursuit”) assegura a manutenção sobre a fóvea da imagem de um objeto em movimento. E enfim, o sistema de vergência permite a manter a imagem sobre as duas fóveas ante as mudanças de distância de um certo objeto em relação ao indivíduo. Estes três sistemas estão em contínua interação.

Sacadas Oculares

As sacadas são movimentos oculares cuja velocidade (que não ultrapassa 500°/s) e duração são essencialmente em função da amplitude. Quando uma cena visual se move continuamente ante os olhos, tal como uma pessoa andando de carro ou olhando ao seu redor, os olhos fixam em pontos de destaque, um após outro no campo visual. Existe uma transposição dos objetos com uma sucessiva fixação dos pontos.

Também durante o processo de leitura um indivíduo faz movimentos sacádicos

de linha a linha. Neste caso a cena visual está fixa mas os olhos são treinados para se moverem.

O sinal de entrada do sistema sacádico é a distância angular entre a posição imediata do olhar no espaço e a posição de um objeto visual susceptível de reter a atenção. A análise do objeto (reflexo sacádico) é a intervenção nas estratégias de exploração do campo visual. Segundo Crommelinck [26] os sinais de comando sacádico talvez sejam puramente internos: a sacada voluntária realizada na penumbra ou respostas a objetos memorizados ou imaginados. As sacadas podem ser evocadas por uma série de estímulos ao sistema visual. Como a posição da imagem de um objeto em relação à fóvea constitui um vetor de erro, este é anulado pelo comando sacádico pois ao final do movimento a imagem do objeto se projeta na fóvea.

Os tempos de reação (após a modificação instantânea da posição do objeto) é da ordem de 0,2 s. Este valor está em função de vários fatores: aprendizagem, previsão dos deslocamentos do objeto, atraso entre a fixação de um objeto e de outro periférico, excentricidade e iluminação dos objetos.

Os movimentos rápidos como sacadas, microsacadas e fases rápidas de orientação são feitos rapidamente de modo a orientar a fóvea permitindo uma visão clara.

As sacadas oculares são movimentos muito rápidos dos olhos que atingem cerca de $1000^{\circ}/s$. São essencialmente voluntários (embora possam ser evocados).

Uma sacada “normal” é composta de uma aceleração inicial muito elevada (acima de $10.000^{\circ}/s^2$) produzindo um início abrupto do movimento e uma desaceleração que às vezes conduz o globo ocular a uma parada rápida. A velocidade de pico cresce proporcionalmente à amplitude até atingir uma saturação de $600^{\circ}/s$.

Em muitas espécies a sacada ocular é sempre acompanhada por uma rápida rotação da cabeça. Um exemplo é a coruja cujos olhos não podem mover mais do que 1° ; sua cabeça é capaz de girar 270° [70].

As microsacadas e outros movimentos rápidos dos olhos, menos voluntárias em caráter, compartilham propriedades e estruturas de comando nervosos com as sacadas voluntárias. As sacadas são particularmente estereotipadas: o tempo de curso de uma sacada para uma dada amplitude é aproximadamente constante para um indivíduo em particular e às vezes para indivíduos de uma dada espécie. Todavia, entre indivíduos da mesma espécie as diferenças não são muito grandes.

Movimentos de busca

Os olhos podem também permanecer fixos em um objeto em movimento, o qual é chamado de movimento de “pursuit” ou busca. Isto determina um tipo particular de movimento conjugado dos olhos em resposta a um sinal de velocidade de um

objeto. Ele tende a diminuir a velocidade do olho em relação ao objeto, de maneira que a imagem se mantém sobre a fóvea.

Estes movimentos são involuntários e necessitam da presença de um objeto em movimento real ou aparente. O tempo de latência é cerca de 130 ms. No homem o ganho da busca ocular medida em presença de um objeto em velocidade constante aproxima-se da unidade a velocidades da ordem de $100^\circ/\text{s}$. Acima disso o sistema satura.

A resposta de frequência do sistema (evolução do ganho e da fase em função da frequência do sinal de entrada) é analisada por um deslocamento senoidal do objeto. Para baixas frequências (menores que 1 Hz) o ganho aproxima-se da unidade e está em fase com o movimento do objeto. A partir de 1 Hz, o ganho decresce bastante e retarda a fase que torna-se instável. Comparado ao ganho do sistema vestibular que estabiliza o olhar a frequências na ordem de 10 Hz, a banda passante do sistema de busca ocular é relativamente limitado e desloca-se dentro da gama das baixas frequências.

2.22.3 Movimentos de Vergência

Ao contrário dos movimentos analisados anteriormente, os movimentos de vergência não são conjugados. Eles são essencialmente associados à acomodação. O principal estímulo que controla estes movimentos oculares de vergência é a disparidade entre as duas imagens retinais: a imagem de um objeto situado dentro de um plano frontal diferente daquele contendo o ponto de fixação, que termina em dois pontos não homólogos ou díspares, sobre as duas retinas. O sistema de vergência opera a malha fechada: ele tende a anular o sinal de erro.

Os movimentos oculares de convergência (quando um objeto está mais próximo que o ponto fixação) ou de divergência (quando o objeto está mais longe) asseguram a fusão das duas imagens retinais. Na ausência do controle correto dos movimentos de vergência o indivíduo sofre de diplopia (impressão de duas imagens distintas).

Dentro das condições normais de captura de informações visuais, certos tipos de estímulos interagem para assegurar não só o ajuste da vergência mas também a posição da imagem, pela modificação da esfericidade do cristalino, assim regulando o diâmetro da pupila. Quando a imagem de um objeto muda instantaneamente de posição ao mesmo tempo em direção e distância, o sistema sacádico e o sistema de vergência são solicitados conjuntamente.

Quando se consegue construir um modelo satisfatório de um processo fisiológico conseguiu-se dar um passo significativo na direção de sua compreensão. Assim, o sistema de controle dos movimentos oculares é um dos mais bem estudados. Traba-

lhos como os de Robinson [66] [67], Cannon [19], Vangheluwe [77] e Arbib [2] tratam da modelagem do sistema oculomotor.

2.23 Sinais Biomédicos bidimensionais

Embora seja abordado nesta dissertação somente o processamento de sinais unidimensionais, a título de informação complementar para trabalhos futuros são descritos a seguir alguns sinais bidimensionais como a Ultra-sonografia e a Ecocardiografia, visto que, a teoria de filtragem digital de sinais unidimensionais pode ser estendida a sinais bidimensionais. Os sistemas de Imagens Médicas constituem-se de Tomografia Computadorizada [39], Ressonância Magnética e sinais de Medicina Nuclear [79].

2.23.1 Ultra-sonografia

É conhecido que os pulsos das ondas de som são usadas para detectar objetos em movimentos. Os sinais acústicos diminuem em função da distância e geometria. Devido a frequência, o comprimento de onda e a velocidade estarem relacionados, as ondas de som e de ultrassom seguem leis de propagação e reflexão similares aquelas que governam os sinais elétricos [79].

Por definição, o ultra-som é o som tendo frequências acima de 20.000 Hz. Ou seja, é o som acima da faixa audível [80]. Frequências na faixa de milhões de ciclos por segundo tem sido usadas para diagnóstico e pesquisas médicas.

A principal vantagem do ultra-som como ferramenta de diagnóstico é que este pode ser direcionado em um feixe que é refletido por objetos de pequeno tamanho. A principal desvantagem é que ele se propaga mal em meios gasosos. Assim, quando o feixe atravessa tecidos contendo gases e sólidos, o som reflete bem em substâncias densas como: ossos, sólidos, calcificações e metais. Todavia, é difícil o exame em partes do corpo contendo ar (pulmões, estômago, intestinos) e isto requer que o dispositivo usado como transdutor tenha o mínimo de contato com o ar durante o exame.

Os transdutores ultrasônicos utilizam-se das propriedades piezo-elétricas de certos materiais cerâmicos como quartzo, titanato de bário e similares.

Devido a alta frequência, o ultra-som é refletido pela maioria das interfaces pequenas e uma grande parte da energia ultra-sônica é refletida por estas interfaces, fazendo com que a penetração do feixe ultra-sônico decresça com o aumento da frequência.

A absorção do som e sua dispersão depende do meio. Naturalmente, quanto menos homogêneo mais difícil é a penetração devido a reflexão e refração serem fatores importantes na diminuição da intensidade do feixe quando este atravessa meios não homogêneos. Esta diminuição ou perda de intensidade é referida como *atenuação*.

As ondas de som produzidas pelos transdutores dependem dos arranjos dos elementos piezo-elétricos e podem ser circulares, de arranjos em fase e longitudinais. O tamanho do transdutor também influencia no tamanho do feixe ultra-sônico. É possível focalizar eletronicamente o feixe ultra-sônico com o uso de varredura em tempo real de matrizes lineares e em fase [30].

O tempo de atraso entre o pulso transmitido e seu eco é a medida da profundidade da interface do tecido. Estruturas finas (vasos sanguíneos, revestimento muscular e tecido conectivo) produzem ecos extras dentro de estruturas de tecido uniforme. A cada mudança no tipo de tecido, resulta numa reflexão.

Descrições mais detalhadas sobre os processos físicos envolvidos na aquisição de sinais, transdução e produção de feixes ultra-sônicos podem ser obtidas em Feigenbaum [30], Wells [80], Allica [1], Christensen [22], Normann [47], Sheingold [73] e Webster [79]. O instrumento utilizado para a criação de imagem usando ultra-som é conhecido como *Ecógrafo*.

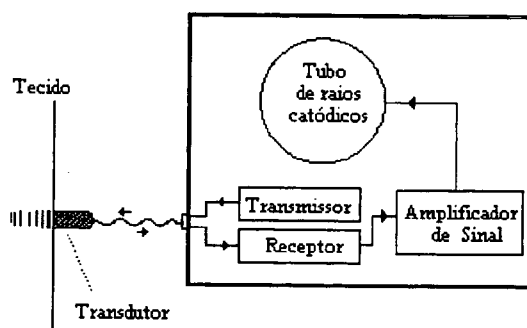


Figura 2.23: Diagrama de Blocos de um Ecógrafo Ultrasônico

A Fig. 2.23 mostra o diagrama de blocos dos principais componentes de ecógrafo ultra-sônico.

Um transdutor piezo-elétrico, em contato com o tecido examinado, transmite e recebe a energia ultra-sônica. O transmissor acoplado ao transdutor, regula o envio dos pulsos ultra-sônicos através de um temporizador que controla a duração e a frequência dos pulsos emitidos pelo transdutor. O transdutor converte o eco, que

retorna em impulsos elétricos, que vão para um receptor e deste a um amplificador de sinal. Os ecos que retornam e os impulsos são processados de modo que possam ser vistos num tubo de raios catódicos e/ou num osciloscópio [30].

Um tipo de varredura ultra-sônica denominada *Modo-A* pode mostrar como as interfaces de estruturas corporais produzem ecos que revelam sua localização e pode ser usado para medir o deslocamento da linha média do cérebro. Um tumor cerebral ou um coágulo sanguíneo pode ser detectado pelo movimento dos hemisférios cerebrais de modo a deslocar a linha média. Neste caso, o modo-A mostra a intensidade do eco versus o tempo em um gráfico x-y. Um transdutor é colocado contra o crânio para mostrar o tempo de eco (proporcional à profundidade) até a linha média do cérebro. O transdutor é então movido para outro lado do crânio e o procedimento é repetido. As imagens de pacientes normais são simétricas, a linha média do cérebro aparece na mesma posição nas duas imagens. A desvantagem do modo-A é que a informação é unidimensional. No *modo-B* (“brightness”) a imagem produzida é bidimensional pela colocação do eixo-z produzindo a orientação espacial da imagem [30].

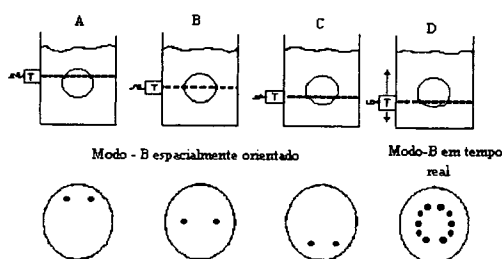


Figura 2.24: Modo - B de Varredura
[22]

A Fig. 2.24 demonstra o diagrama que um instrumento de modo-B pode produzir, ou seja, uma imagem bidimensional. Quando o transdutor (T) se move através de um béquer contendo um objeto circular, o osciloscópio mostra os pontos que revelam a forma e o tamanho do objeto a ser examinado.

Os instrumentos de varredura de modo-B tem a capacidade de composição (“Compound”) das imagens, isto é, as ligações mecânicas permitem que o transdutor seja movido e colocado em diferentes locais na superfície do corpo do indivíduo de modo que cada localização seja corretamente superposta em várias direções [22]. Várias regiões anatômicas são examinadas pelo modo-B (manual ou em tempo real), as principais aplicações são de casos obstetrícios e ginecológicos.

O modo-M (“motion”) é usado para análise qualitativa e quantitativa dos movimentos das estruturas corporais tais como válvulas cardíacas. Às vezes referido como modo TM (“time motion”) é uma configuração híbrida com algumas características do modo-A e outras do modo-B. Apresenta as amplitudes dos ecos como no modo-A e o brilho do modo-B na linha padrão, e é modulado de acordo com a amplitude desses ecos recebidos. Todavia, os ecos são apresentados em uma única dimensão ao longo da direção do feixe.

Em um instrumento de Modo-M, geralmente um feixe do transdutor é mantido estacionário enquanto os ecos de um refletor em movimento (tal como uma válvula cardíaca) são recebidos em tempos que variam sequencialmente, mostrando como as mudanças de posições dos pontos modulados de brilho correspondem aos pontos dos ecos. Os registros podem ser feitos permanentemente através de fotos ou vídeo-tape [22].

No denominado modo-C, um transdutor simples age como um transmissor cujos pulsos propagam-se através da região a ser mapeada. Outro transdutor receptor, em separado, detecta o pulso atrasado e atenuado. A resolução espacial em qualquer posição é determinada pelo produto da sobreposição dos feixes dos dois transdutores. A imagem obtida é similar de filmes de Raios-X e pode ser manipulada por computador tal como na tomografia computadorizada [22] [39]. Esta técnica é mais usada para detecção de lesões ou quistos em seios femininos onde se tem uma anatomia relativamente homogênea e qualquer lesão leva a um aumento da atenuação e/ou modificação do índice de refração acústico.

Outra importante aplicação do ultra-som no diagnóstico clínico é a *Ultra-sonografia por Doppler* que baseia-se no efeito descrito por Christian Johann Doppler em 1842. De acordo com o este princípio, as ondas acústicas refletidas de partículas móveis em uma determinada frequência são proporcionais a velocidade destes objetos dispersos. Assim, a onda de ultra-som explora o desvio de frequência provocado pelas variações das velocidades das partículas e estruturas refletoras de energia ultra- sônica emitida para a medida da velocidade de fluídos que se movem dentro do corpo. O efeito Doppler tem sido muito aplicado em fluxímetros ultra-sônicos de onda contínua e pulsada [81] [79], imagens ultra-sônicas em tomografia [40] e ecocardiografia [30].

2.23.2 Ecocardiografia

A Ecocardiografia é usada extensivamente para diagnóstico de uma série de desordens, doenças e disfunções cardíacas. Utilizada para avaliação das câmaras cardíacas fornece informações das dimensões intracavitárias, função global sistólica

e diastólica dos ventrículos, dimensões atriais. A informação hemodinâmica como a determinação do fluxo sanguíneo, pressões intravasculares podem identificar estados alterados de circulação e bombeamento do sangue. Também as atividades elétricas inadequadas como despolarização ventricular anormal, condução ventricular anormal e síndromes diversas podem ser identificadas. Além disso, informações sobre doenças valvulares adquiridas e congênitas das válvulas, artérias, coronárias, distúrbios do miocárdio, pericárdio, funcionamento de próteses valvulares podem ser avaliados com o uso da Ecocardiografia.

Geralmente são utilizados ultra-som com frequências de aproximadamente 2 Mhz. Isto permite o registro de ecos distintos de interfaces separadas a 1 mm [30] em aparelhos denominados *Ecocardiógrafos*.

A instrumentação envolvida na Ecocardiografia tem aumentado a sua complexidade com a evolução do modo-M da Ecocardiografia bidimensional e com a introdução das técnicas de Doppler, Contraste, Trans-esofageal, Intravascular e Ecocardiografia Digital. Esta última tem sido utilizada como uma alternativa versátil para o registro e armazenamento de ecocardiogramas usando técnicas digitais de computação para captura, análise e reconstrução tridimensional das imagens ultrassônicas³. Muitas dessas técnicas utilizam-se de sistemas de classificação de imagens com Redes Neurais Artificiais e Lógica Nebulosa [15].

A Fig. 2.25 mostra o diagrama e um ecocardiograma correspondente. O traçado utiliza o modo-M. Neste caso em particular, o feixe ultra-sônico é direcionado ao coração nas vizinhanças da cavidade ventricular esquerda. Uma pequena porção da cavidade ventricular direita é também interceptada pelo feixe.

Os ecos da parede ventricular anterior direita (ARV) são visualizadas claramente e uma banda difusa de ecos que são mais densos na diástole do que na sístole.

O espaço relativamente livre de ecos entre a parede ventricular direita (ARV) e o lado direito do septo intraventricular (RS) é um segmento da cavidade ventricular direita transeccionada pelo feixe ultra-sônico.

O septo interventricular (RS e LS) é representado por uma banda de ecos em direção ao meio do traçado.

O lado esquerdo do septo (LS) move-se descendentemente na sístole e ascendentemente na diástole.

O próximo grande grupo de ecos origina-se da parede ventricular posterior esquerda com o eco endocardial (EN) que possui uma maior amplitude durante a sístole do que o eco epicardial (EP).

O espaço entre as duas paredes ventriculares representam o miocárdio.

³Maiores detalhes podem ser obtidos em [30].

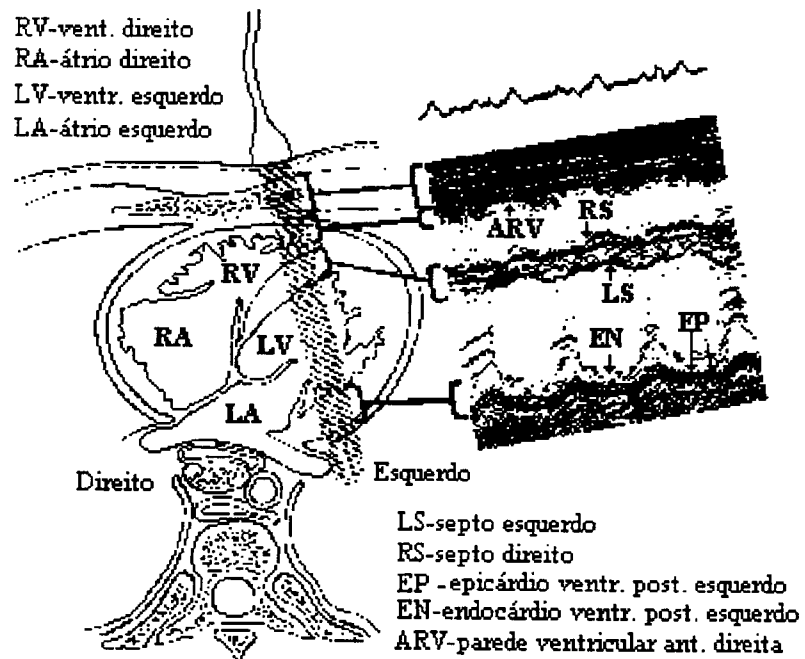


Figura 2.25: Ecocardiograma

[30]

O espaço relativamente livre de ecos entre o lado esquerdo do septo (LS) e o endocárdio ventricular posterior esquerdo (EN) é a cavidade do ventrículo esquerdo. Dentro desta cavidade, os ecos do funcionamento da válvula mitral são ocasionalmente visíveis [30].

Capítulo 3

Sinais, Sistemas e Processamento de Sinais

O objetivo deste capítulo é apresentar os conceitos básicos sobre sistemas lineares discretos, invariantes no tempo governados por equações a diferenças lineares para o projeto de filtros digitais para sinais biomédicos que serão abordados no capítulo 4.

3.1 Conceitos Básicos

Sinais:

Um sinal pode ser definido como qualquer quantia física que varia com o tempo, espaço ou quaisquer outras variáveis independentes. Matematicamente um sinal contínuo pode ser descrito em termos de uma função de uma ou mais variáveis. Por exemplo, as funções:

$$f_1(t) = 3t \tag{3.1}$$

$$f_2(t) = 50t^2 \tag{3.2}$$

Estas equações descrevem dois sinais, o primeiro varia linearmente com a variável independente t e a segunda varia quadraticamente. Outro exemplo, considerando-se a função:

$$f(x, y) = 4x + 6xy + 12y^2$$

Esta função descreve um sinal com duas variáveis independentes x e y que podem representar coordenadas espaciais em um plano.

Todavia, existem casos na prática em que esta relação funcional é desconhecida ou muito complicada. Por exemplo, um sinal de voz, não pode ser descrito funcionalmente por expressões tais como 3.1 e 3.2. Em geral um segmento de um sinal de voz pode ser representado com um alto grau de precisão em um soma de senóides de diferentes amplitudes e frequências [62].

Uma maneira de interpretar o conteúdo de uma informação ou a mensagem transportada por qualquer segmento de curto de tempo de um sinal de voz é medir as amplitudes, as frequências e as fases contidas neste segmento.

Sistemas:

A geração dos sinais é associada com um sistema que responde a um estímulo ou força. Por exemplo, nos sinais de voz, o sistema consiste de cordas vocais e trato vocal (cavidade vocal). Assim, um estímulo em combinação com um sistema é chamado de fonte de sinal. Um sistema também pode ser considerado como um dispositivo físico que desenvolve uma operação em um sinal.

Por exemplo, um filtro usado para reduzir o ruído e a interferência que corrompe a informação desejada de um sinal portador de informação é um sistema. Neste caso, o filtro executa operações no sinal, cujo efeito é a redução ou filtragem, do ruído e da interferência do sinal desejado portador de informação.

Processamento de Sinais:

Quando um sinal passa através de um sistema, tal como na filtragem, diz-se que o sinal obtido é um sinal processado. Neste caso, o processamento do sinal envolve a filtragem do ruído e a interferência do sinal desejado. Em geral o sistema é caracterizado pelo tipo de operação que desenvolve no sinal. Por exemplo, se a operação é linear, o sistema é dito linear. Se a operação do sinal é não linear, tal sistema é dito não linear. Tais operações são referidas como processamento de sinais.

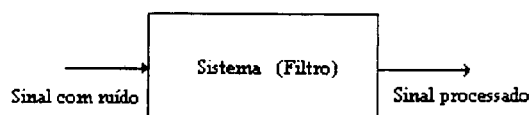


Figura 3.1: Representação do Processamento de Sinais

É conveniente ampliar a definição de sistema para incluir não somente os dispositivos físicos mas também as simulações das operações no sinal. No processamento

de sinais em um computador digital as operações desenvolvidas consistem de um número de operações matemáticas que são especificadas por um programa. Neste caso, o programa representa uma implementação do sistema.

Assim o sistema que é realizado em um computador digital através de uma sequência de operações é um sistema de processamento digital.

Alternativamente, o sistema pode ser executado por circuitos lógicos configurados para desenvolver as operações desejadas.

No sentido mais amplo, um sistema digital pode ser implementado em circuitos digitais e/ou por programa, cada qual desenvolvendo seu próprio conjunto de operações especificadas.

Algoritmos:

Um sistema implementa uma função (caso de sistema estático) ou uma família de funções (sistema dinâmico). A implementação desta função (ou família de funções) utilizando-se instruções (em sequências condicionais) é um *procedimento*. Em muitos casos este procedimento, para alguns argumentos (dados), não pára nunca, ficando eternamente buscando o valor da função. Quando o procedimento pára achando o valor da função ele é chamado *algoritmo*. Os algoritmos devem ser eficientes para desenvolver operações tais como: filtragem, correlação e análise espectral de sinais.

3.2 Processamento Digital de Sinais Biomédicos

Desde que a maioria dos sinais biomédicos encontrados são de natureza analógica, isto é, são sinais que estão em função de uma variável contínua como o tempo ou espaço, usualmente tomando valores dentro de uma faixa contínua. Tais sinais podem ser processados diretamente por sistemas analógicos apropriados (tais como filtros e analisadores de frequência) ou multiplicadores de frequência com o propósito de mudar suas características ou extrair algumas informações desejadas. Neste caso, diz-se que o sinal foi processado de maneira analógica. Ambos, o sinal de entrada e o sinal de saída estão na forma analógica.

O processamento digital oferece um método alternativo para o processamento do sinal analógico. Para isto é necessário fazer um interface entre o sinal analógico e o processador digital através de um conversor A/D. O processador digital pode ser um computador digital programável ou um pequeno microprocessador de maneira a desenvolver as operações desejadas no sinal de entrada.

A aquisição de sinais biológicos não deve introduzir qualquer distorção de modo a preservar a informação contida na forma de onda do sinal original. Isto é um ponto

crucial no registro de sinais biológicos cujas características são consideradas pelos clínicos como índices de determinadas patologias (deslocamentos dos segmentos ST do ECG podem ser considerados indicadores de isquemias, picos nas ondas de EEG podem indicar epilepsias, etc).

O esquema da Fig. 3.2 ilustra a cadeia que envolve a origem do sinais biológicos, a aquisição e amostragem destes sinais e a filtragem para fins de interpretação, reconstituição e armazenagem dos dados obtidos.

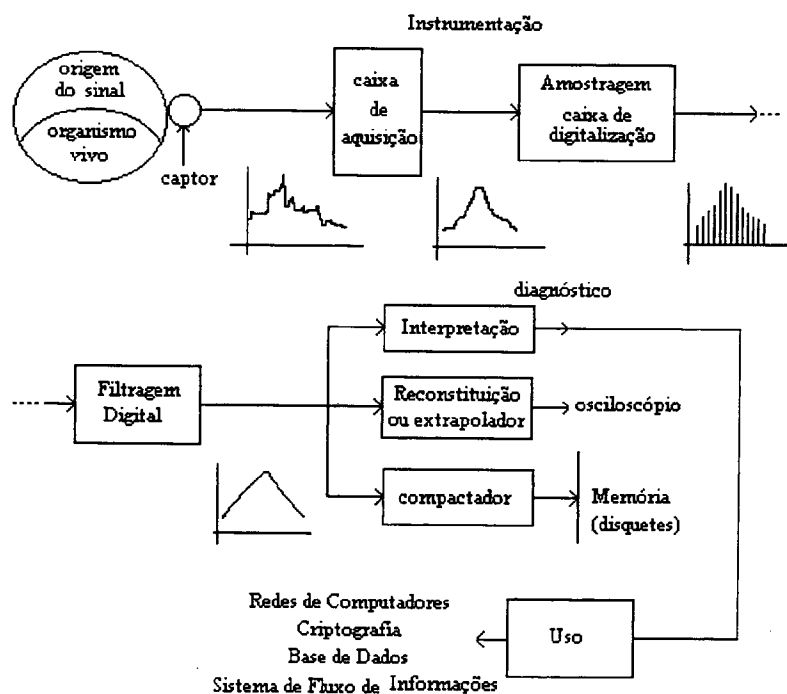


Figura 3.2: Cadeia de filtragem dos sinais biológicos

Muitas magnitudes físicas são usualmente medidas nos sistemas biológicos. Elas incluem quantidades eletromagnéticas (correntes, diferenças de potenciais, campos elétricos) assim como variáveis não elétricas, mecânicas ou químicas (pressão, temperatura, movimentos, etc.) A origem de um sinal biológico provém naturalmente de um organismo vivo, no qual se quer a medida deste sinal. É necessário a colocação de um elemento para a captação deste sinal (por exemplo, uma cânula intra-arterial, um manguito de pressão ou eletrodos). Um sinal de natureza elétrica é medido diretamente por sensores enquanto outros sinais de natureza não elétrica são convertidos por transdutores em sinais elétricos que poderão ser tratados, transmitidos e armazenados. Uma descrição detalhada sobre os transdutores biomédicos pode ser obtida em Alloca [1], Webster [79].

Na aquisição do sinal, é necessário um tratamento prévio, geralmente sob forma analógica (pré filtragem) pois a maioria destes sinais apresentam-se nesta forma. Em seguida é feita uma amostragem deste sinal na caixa de digitalização, denominada amostrador ou bloco de digitalização [73] [74]. Nesta fase observa-se que o sinal obtido contém ruídos que deverão ser tratados [78]. Além disto, esta digitalização não poderá ser totalmente pura devido aos efeitos de quantização [43]. Assim obtém-se o equivalente a um trem de pulsos que é discreto no tempo pelo amostrador. Na realidade o que se tem é uma tabela de números de amostras $(1, 2, \dots, n)$ e dos valores destas amostras, podendo-se acessar a qualquer ponto desta tabela para se obter o valor do sinal num dado instante. Isto permite a implementação de filtros digitais não causais de sinais biomédicos que são abordados nesta dissertação.

A filtragem digital, consiste em a partir da tabela de números se produzir outra tabela com as características de interesse preservadas após o que o sinal poderá ser preservado. visualização, o sinal poderá ser interpretado. A interpretação dos sinais é um problema de reconhecimento de padrões e as principais técnicas que podem ser utilizadas são as técnicas estatísticas [60] [13], as técnicas utilizando conjuntos nebulosos [15] e as técnicas de redes neurais artificiais [7]. Pode-se interpolar os intervalos para o traçado da curva colocando-se um circuito de reconstituição ou extrapolador, em que a saída será uma curva que poderá ser visualizada, por exemplo, na tela de um computador ou num osciloscópio.

É possível também armazenar estes dados de maneira econômica utilizando-se algum algoritmo de compactação (compactador) [82] e colocá-los em um elemento armazenador (memória).

Por exemplo, se o sinal for de eletrocardiografia (ECG) após a captação pelo instrumento, a amostragem no amostrador, a digitalização e a filtragem digital, neste caso preservando a morfologia do sinal para a interpretação, pode-se armazená-lo para estudos futuros sob forma compactada utilizando-se um compactador em uma memória magnética [12] [10]. Maiores detalhes sobre processos de compactação e compressão de dados podem ser obtidos em Ralston [64] e Cetin [21].

Vários trabalhos desenvolvidos e em desenvolvimento no Grupo de Pesquisas em Engenharia Biomédica, com a colaboração do Departamento de Ciências Fisiológicas da UFSC, abordam a aquisição, condicionamento e processamento de sinais biológicos. Zanchin [83] [84] apresenta um condicionador de sinais para a integração de instrumentos a microcomputadores com propostas para “hardware” e “software” [49]. Cardenas [20] faz considerações sobre as diferentes amplitudes e faixas de frequências de vários sinais biológicos na identificação de processos biológicos. A geração de sinais de ECG e som cardíaco pode ser feita a partir da digitalização

de sinais reais [42]. Sistemas de armazenamento digital de sinais analógicos permitem a gravação de sinais [11] [68]. Os sinais biológicos podem ser armazenados em polígrafos virtuais¹ [3] e estas informações biomédicas podem ser interpretadas com a utilização de Redes Neurais Artificiais [27] [24].

Processo de Amostragem

Um sinal a tempo contínuo de acordo com a Fig. 3.3 pode ser definido como uma função variável independente tempo “ t ”, que pode adquirir um valor real dentro de um determinado intervalo prefixado, isto é, se forem tomados dois instantes quaisquer t_a e t_b , dentro deste intervalo prefixado o sinal será definido e sempre será possível encontrar um outro instante t_j tal que $t_a < t_j < t_b$ para o qual o sinal também é definido.

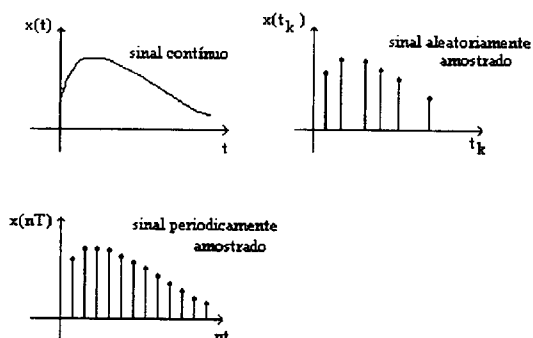


Figura 3.3: Manipulação Digital de um sinal contínuo

Porém, nos sinais digitalmente manipulados a variável independente t admite valores apenas em determinados instantes específicos t_k como mostra a Fig. 3.3, não sendo definida entre estes instantes. Como consequência, estes sinais discretos ou a tempo discreto, correspondem a uma seqüência de números e podem ser obtidos a partir de sinais contínuos, através do processo de amostragem.

Os sinais discretos são convenientes para processamento em circuitos digitais como computadores e através de uma escolha conveniente da taxa de amostragem, um sinal contínuo pode ser transformado em discreto, sem perda de informação [5].

Considerando-se uma determinada função $f(t)$ e que se queira fazer uma amostragem desta função. A amostragem desta função é aproximadamente equivalente

¹Sistema computadorizado baseado em plataforma IBM PC para registro, armazenamento e análise de sinais biolétricos.

ao fato da abertura e fechamento de uma chave, de modo que só durante um certo intervalo de tempo muito pequeno o sinal possa passar ao bloco seguinte.

Teoricamente o sinal que aparece na saída do amostrador terá amplitude 0 durante o intervalo de tempo em que se fecha a chave e 1 em sua abertura. A amostra e o amostrador são representados pela Fig. 3.4.

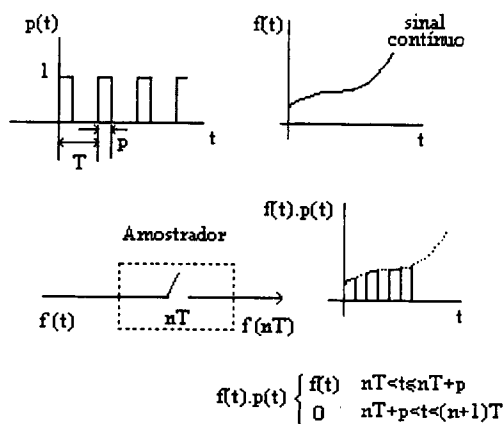


Figura 3.4: Amostra e amostrador

Na representação de um amostrador dado na Fig. 3.5 é considerado que o tempo de amostragem, ou seja, o tempo durante o qual a chave amostradora permanece fechada é infinitamente pequeno.

Esta consideração é apenas representativa, pois tal operação em tempo nulo é impossível na prática, já que existe sempre uma duração da amostragem, denominada p , envolvida no processo.

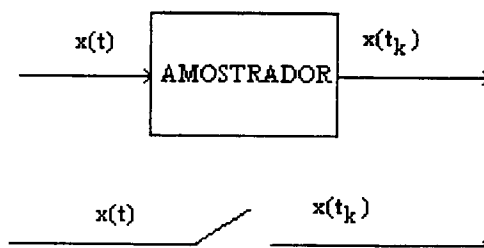


Figura 3.5: Representação do Processo de Amostragem

Para análise matemática da operação de um amostrador considera-se que:

- O tempo p (duração da amostragem) como sendo muito menor que o período da amostragem T ;
- A maior constante de tempo envolvida no sinal a ser amostrado $f(t)$ como sendo muito maior que p .

Neste caso, a função amostrada que se representa por $f(t)p(t)$ pode ser aproximada por uma sequência de pulsos retangulares conforme a Fig. 3.6.

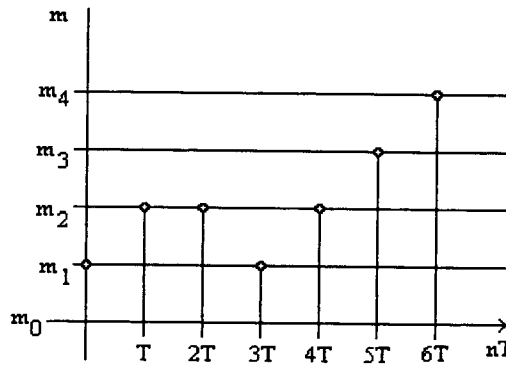


Figura 3.6: Sinal Discreto Quantizado

Então na entrada do amostrador tem-se:

$$f(t) \cdot p(t) = \begin{cases} f(t) & \text{para } nT < t \leq nT + p \\ 0 & \text{para } nT + p < t < (n+1)T \text{ onde } n = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$$

Expressando-se a função em termos de degrau:

$$f(t) \cdot p(t) = \sum_{n=0}^{+\infty} (f(nT)(u(t - nT) - u(t - nT - p)))$$

onde $u(t)$ é a função degrau unitário.

Se a largura p é muito pequena, e p é a duração da amostragem, pode ser suposto que a expressão aproximada quando a largura p tende para zero será:

$$f(t) \cdot p(t) = \sum_{n=0}^{+\infty} (f(nT)\delta(t - nT))$$

$\delta(t - nT)$ é um trem de impulsos, $\delta(t)$, cada pulso deslocado nT unidades de tempo.

Em relação à altura do impulso, é interessante saber qual o comportamento freqüencial que existe com relação ao que ocorreu na amostragem. O sinal no domínio do tempo, possui um determinado espectro de freqüência. Após a amostragem obtém-se outro tipo de sinal com outro espectro de freqüência. Portanto, para se analisar qual é o espectro de freqüência do sinal amostrado pode-se aplicar a Transformada de Fourier.

A Transformada de Fourier deste produto será:

$$F\{f(t)p(t)\} = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} (C_m(t)e^{j\frac{2\pi mt}{T}})$$

Utilizando-se a propriedade de retardo da Transformada Inversa:

$$F^*(j\omega) = \frac{1}{T} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} (F(j(\omega - m\omega_s)))$$

onde $\omega_s = \frac{2\pi}{T}$

Devido à amostragem, reproduz-se um espectro com uma certa periodicidade no domínio de freqüência.

Esta periodicidade m é um contador com uma freqüência $\frac{2\pi}{T}$. Assim nesta freqüência a onda vai se repetindo. O espectro de freqüências resultante é apresentado na Fig. 3.7.

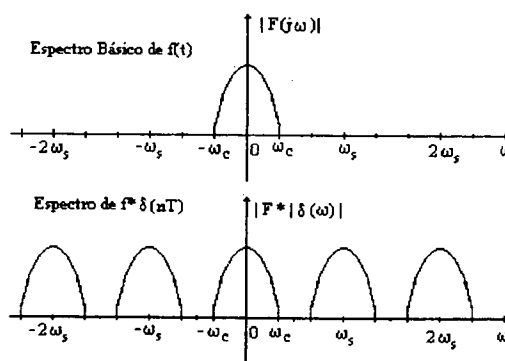


Figura 3.7: Espectro de freqüências

O amostrador ideal reproduz na sua saída o espectro de $f(t)$ acrescido de um espectro complementar com componentes múltiplos inteiros da freqüência de amostragem. Analisando-se esta distribuição espectral resultante observa-se que dependendo da largura de banda do sinal amostrado e da freqüência de amostragem poderão ocorrer problemas de superposição das componentes do espectro conforme ilustrado na Fig. 3.8.

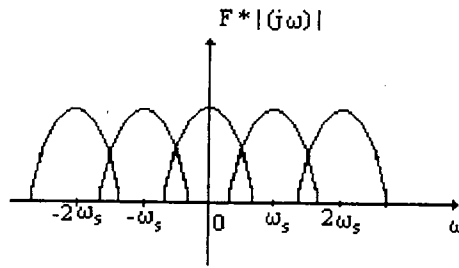


Figura 3.8: Sobreposição dos espectros

Então, chega-se a um problema de importância envolvido no processo de amostragem: o estudo da frequência de amostragem. Isto pode ser feito através da análise do Teorema de Amostragem como será visto na seção seguinte.

Teorema da Amostragem

Segundo o *Teorema de Shannon* teoricamente é possível reconstituir um sinal a partir de suas amostras se a frequência de amostragem é pelo menos duas vezes maior a que a maior das frequências contidas no sinal que se amostra. Esta frequência (denominada frequência de Nyquist) deve ser no mínimo, tal que a maior frequência não nula ou útil do sinal esteja na metade do domínio considerado.

Isto significa que a frequência de amostragem tem que ser no mínimo o dobro da frequência do sinal:

$$f_a > 2B$$

Para isto, seja um sinal $x(t)$ com banda limitada à B Hertz, isto é $|w| < 2\pi B$. A Transformada de Fourier de $x(t)$ é:

$$X(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j\omega t} dt \quad (3.3)$$

Sua Transformada Inversa é:

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-2\pi B}^{+2\pi B} X(w)e^{j\omega t} dw \quad (3.4)$$

Como a banda é limitada, tem-se:

$$X(w) = 0 \text{ para } |w| \geq 2\pi B$$

Pode-se utilizar o artifício de considerar $X(\omega)$ um espectro periódico, com período igual a $4\pi B$ conforme a Fig. 3.2 e só levar em conta o intervalo $-2\pi B < \omega < 2\pi B$.

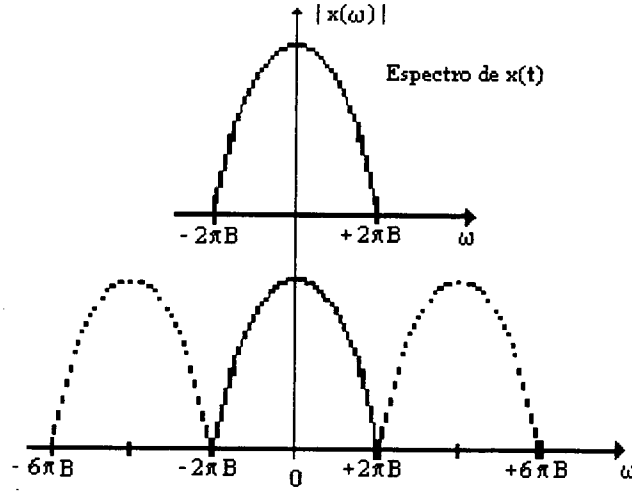


Figura 3.9: Espectro Periódico de $x(t)$

Desta forma pode-se desenvolver $X(\omega)$ em série de Fourier, com fundamental $4\pi B$. Fazendo-se $\frac{1}{2B} = T$, tem-se:

$$X(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_n e^{j\omega n T} \quad (3.5)$$

para $| \omega | < 2\pi B$ ($X(\omega) = 0$) e $| \omega | \geq 2\pi B$.

E também:

$$C_n = \frac{T}{2\pi} \int_{-2\pi B}^{+2\pi B} B X(\omega) e^{-j\omega n T} d\omega \quad (3.6)$$

Comparando-se as equações 3.4 e 3.6, obtém-se:

$$C_n = T x(-nT) \quad (3.7)$$

Substituindo-se 3.5 e 3.7 em 3.4 tem-se:

$$x(t) = \frac{T}{2\pi} \int_{-2\pi B}^{+2\pi B} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} T x(-nT) e^{j\omega(t+nT)} d\omega \quad (3.8)$$

ou invertendo-se a ordem da integral e do somatório, dado a integral ser definida e

finita:

$$x(t) = \frac{T}{2\pi} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(-nT) \int_{-2\pi B}^{+2\pi B} e^{jw(t+nT)} dw \quad (3.9)$$

Porém:

$$\int_{-2\pi B}^{+2\pi B} e^{jw(t+nT)} dw = \frac{2\text{sen}(2\pi B(t+nT))}{(t+nT)} \quad (3.10)$$

Por conseguinte:

$$x(t) = \frac{T}{2\pi} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(-nT) \frac{2\text{sen}(2\pi B(t+nT))}{(t+nT)} \quad (3.11)$$

como $T = \frac{1}{2B}$:

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(-nT) \frac{\text{sen}2\pi B(t+nT)}{2\pi B(t+nT)} \quad (3.12)$$

Devido ao somatório envolver todos os valores de n , tanto positivos como negativos, pode-se escrever:

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(nT) \frac{\text{sen}2\pi B(t-nT)}{2\pi B(t-nT)} \quad (3.13)$$

B é a maior frequência envolvida em $x(t)$ e T corresponde ao período de amostragem, Como $T = \frac{1}{2B}$, a frequência de amostragem será $2B$, isto é, duas vezes a maior frequência de $x(t)$. Com esta consideração demonstra-se através de 3.13 que um sinal contínuo é equivalente a um sinal amostrado ponderado pela função $\text{sen}2\pi B$ que será chamada de $p(t)$.

Assim tendo-se um sinal discreto, pode-se reobter o sinal contínuo que lhe deu origem ponderando este sinal discreto por $p(t)$, desde que a $fa \geq 2B$.

Como no processo de aquisição de sinais biomédicos existem muitos ruídos isto justifica o uso de filtros analógicos passa-baixas antes da amostragem. A resposta de frequência destes pré-filtros deve ser constante em módulo e fase e suficientemente alta afim de que a fase não influencie no sinal que entra.

A colocação de captosres que já possuam uma banda passante intrínseca que corta altas frequências auxilia nesta pré-filtragem. O fato de se amostrar aumenta o ruído. Com efeito se a banda passante for muito larga haverá superposição do espectro do ruído de modo substancial.

Por exemplo, no caso de um sinal de sacada ocular supondo-se que o interesse é verificar um instante da sacada, em termos qualitativos, aumentando-se a taxa de amostragem do sinal analógico tem-se uma probabilidade de obtenção de um sinal que dependa de qual é o valor do ruído. Isto é, dependendo do tipo de ruído a

dispersão nestes pontos aumenta e esta variação rápida dos pontos pode levar ao aumento de algum tipo de espectro de frequência.

Comparação do Processamento Digital com Analógico

Existem muitas razões para que o processamento digital seja preferível do que o processamento direto no domínio analógico. Um sistema digital programável permite flexibilidade na reconfiguração das operações de processamento digital simplesmente pela troca do programa. Em sistemas analógicos isto implica em trocas de componentes de circuitos.

Se forem analisadas as considerações sobre a precisão de sistemas analógicos tem-se que as tolerâncias dos circuitos analógicos tornam difícil o controle da precisão. Além disso, os sinais digitais podem ser facilmente armazenados em meios magnéticos, o que os tornam transportáveis e podem ser processados “off-line”. Em alguns casos, o processamento torna-se mais barato pela possibilidade de modificação da implementação digital.

De acordo com Sabbatini [71], o processamento digital dos sinais biológicos oferece muitas vantagens e uma maior flexibilidade em relação aos sistemas analógicos. Como, após o processo de conversão A/D, um sinal temporal passa a ser representado por um conjunto de valores numéricos discretos na memória do computador, é muito fácil e conveniente realizar diversas manipulações e transformações matemáticas sobre esse conjunto de números.

Assim, funções que só podem ser conseguidas por meio de circuitos eletrônicos caros e especializados em sistemas de registro analógico, são obtidas e simuladas sem dificuldades por meios puramente lógicos (por programas especializados de computador). Algumas dessas funções são:

- filtragem de ruídos, isto é, a eliminação de interferências de baixa ou alta frequência, tais como artefatos de movimento [72], cabos mal conectados, influência da rede elétrica, entre outros;
- amplificação (aumento da amplitude absoluta do sinal), integração (soma cumulativa de variações) e diferenciação (medida da velocidade de variação);
- reconhecimento e interpretação automática de sinais. Tais como nos novos equipamentos de ECG que são capazes de realizar automaticamente diversas medidas de amplitude, duração, etc., e propor interpretações diagnósticas [71].

Uma implementação digital tem suas limitações. Uma limitação prática é a velocidade de operação dos conversores A/D e dos processadores digitais. Os sinais

de largura de faixa extremamente largas requerem conversores A/D com uma alta taxa de amostragem e processadores digitais extremamente rápidos.

3.3 Sinais e Sistemas Discretos

Em termos gerais um sistema discreto é um processo dinâmico onde a informação está na forma de um conjunto de dados discretos (seqüência de números) e pode ser operada para gerar outra seqüência de números.

Uma seqüência de números (sinal discreto) denotada por $\{u(k)\}$ é um conjunto de números ordenados pela variável k e que tem exclusivamente valores inteiros.

Por esse motivo, a variável inteira k é chamada tempo discreto. O valor da seqüência $\{u(k)\}$ em um tempo discreto k é o número $u(k)$.

$$\{u(k)\} : \dots, u(-2), u(-1), u(0), u(1), u(2), u(3), \dots$$

A seqüência continua indefinidamente para esquerda e para a direita.

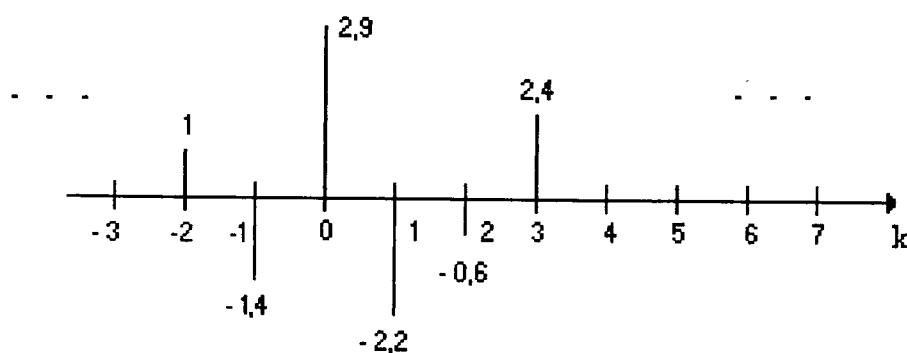


Figura 3.10: Seqüência Numérica infinita

Seqüências Numéricas

São descritas a seguir algumas seqüências numéricas importantes para o estudo dos sistemas discretos.

- Seqüência Delta de Kronecker: $\delta(k)$

$$\delta(k) = \begin{cases} 1 & \text{para } k = 0 \\ 0 & \text{para } k = \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots \end{cases}$$

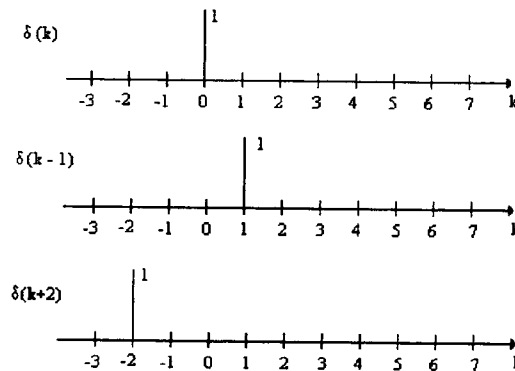


Figura 3.11: Seqüência Delta de Kronecker

É possível representar qualquer sinal discreto por uma combinação adequada de seqüências como Delta de Kronecker.

Portanto:

$$u(k) = \delta(k-1) = \begin{cases} 1 & \text{para } k = 1 \\ 0 & \text{para todos outros valores de } k \end{cases}$$

Aplicando os mesmos argumentos conclui-se que:

$$u(k) = \delta(k-p) = \begin{cases} 1 & \text{para } k = p \\ 0 & \text{para todos outros valores de } k \end{cases}$$

onde: p é um inteiro arbitrário.

Assim, com $\delta(k-p)$ podemos representar qualquer seqüência como uma soma de seqüências Delta de Kronecker.

Portanto a Fig. 3.10 pode ser representada como:

$$u(k) = \dots, \delta(k+2) - 1, 4\delta(k+1) + 2, 9\delta(k) - 2, 2\delta(k-1) - 0, 6\delta(k-2) + 2, 4\delta(k-3) + \dots$$

No tempo $k = 1$ tem-se:

$$u(1) = \dots, \delta(1+2) - 1, 4\delta(1+1) + 2, 9\delta(1) - 2, 2\delta(1-1) - 0, 6\delta(1-2) + 2, 4\delta(1-3) + \dots$$

$$u(1) = \dots, \delta(3) - 1, 4\delta(2) + 2, 9\delta(1) - 2, 2\delta(0) - 0, 6\delta(-1) + 2, 4\delta(-2) + \dots$$

$$u(1) = -2, 2$$

Pela definição básica de Delta de Kronecker:

$$\delta(k) = \begin{cases} 1 & \text{para } k = 0 \\ 0 & \text{para } k = \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots \end{cases}$$

Então: $u(1) = -2, 2$

- Sequência Degrau Unitário:

$$u(k) = \begin{cases} 0 & \text{para } k = -1, -2, -3, \dots \\ 1 & \text{para } k = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$$



Figura 3.12: Sequência Degrau Unitário

- Seqüência Unitária Alternante:

$$u(k) = \begin{cases} 0 & \text{para } k = -1, -2, -3, \dots \\ (-1)^k & \text{para } k = 0, 1, 2, 3, \dots \end{cases}$$

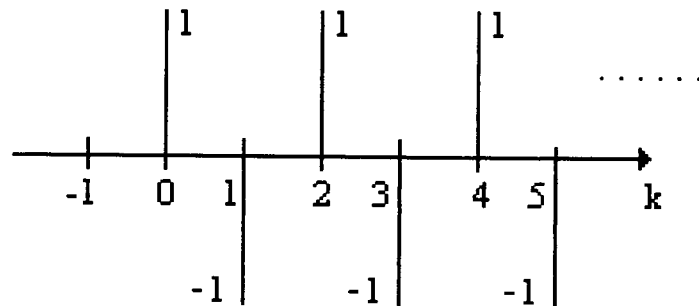


Figura 3.13: Seqüência Unitária Alternante

- Seqüência Rampa Unitária

$$u(k) = \begin{cases} 0 & \text{para } k = -1, -2, -3, \dots \\ k & \text{para } k = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$$

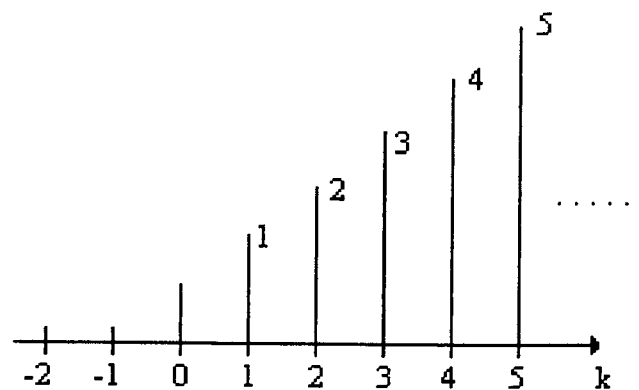


Figura 3.14: Seqüência Rampa Unitária

Álgebra dos Sinais Discretos

As manipulações algébricas para execução dos algoritmos filtragem, interpolação, integração e diferenciação, baseiam-se nas operações básicas dos sinais discretos devido ao fato de que as seqüências de números podem ser somadas, subtraídas e multiplicadas.

Os filtros digitais podem ser implementados por três operações básicas: adição (ou subtração), multiplicação e atraso. Jackson [38] apresenta esquemas de circuitos digitais aritméticos nas formas direta, paralela e em cascata com unidades unitárias e seriais, abordando algumas considerações práticas na realização de filtros digitais lineares.

- Soma de 2 seqüências de números:

$$u(k) = u_1(k) + u_2(k) \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

- Diferença de 2 seqüências de números:

$$u(k) = u_1(k) - u_2(k) \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

- Multiplicação de uma seqüência por uma constante:

$$u(k) = \alpha u_1(k) \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

Exemplo de soma e multiplicação por constante:

A soma de uma seqüência degrau unitário $u_1(k)$ e de uma seqüência unitária alternante $u_2(k)$ e a multiplicação desta soma por $\frac{1}{2}$ resulta numa seqüência $u_3(k)$:

$$u_1(k) = \begin{cases} 0 & \text{para } k = -1, -2, -3, \dots \\ 1 & \text{para } k = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$$

E

$$u_2(k) = \begin{cases} 0 & \text{para } k = -1, -2, -3, \dots \\ (-1)^k & \text{para } k = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$$

Resulta na seqüência:

$$u_3(k) = [u_1(k) + u_2(k)] \frac{1}{2}$$

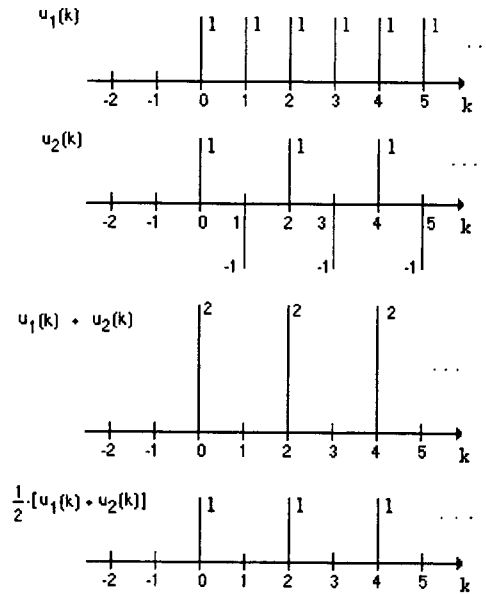


Figura 3.15: Soma de duas seqüências e multiplicação por constante

Sistemas lineares e Invariância no tempo

Devido a facilidade de caracterização matemática, os sistemas que implementam os filtros digitais, aqui abordados, obedecem a duas propriedades básicas:

- Linearidade
- Invariância no tempo

Um sistema é dito linear se obedece ao *Princípio da Superposição* ou seja as respostas de um sistema linear às entradas $u_1(k)$ e $u_2(k)$, aplicadas separadamente são $y_1(k)$ e $y_2(k)$, respectivamente, ou seja, a resposta deste sistema a uma entrada $u(k) = a_1 u_1(k) + a_2 u_2(k)$ é $y(k) = a_1 y_1(k) + a_2 y_2(k)$, onde a_1 e a_2 são constantes arbitrárias.

Um sistema invariante no tempo é caracterizado pela propriedade de que se a saída $y(k)$ é a resposta a uma entrada $u(k)$, então $y(k - n)$ é a resposta a entrada $u(k - n)$ onde n é um inteiro positivo ou negativo associado ao tempo.

Sistema linear discreto de primeira ordem

É caracterizado pela equação linear de diferenças de primeira ordem.

$$y(k) = b_0 u(k) + b_1 u(k - 1) - a_1 y(k - 1)$$

onde b_0 , b_1 e a_1 são constantes cujos valores determinam o comportamento dinâmico deste sistema. Para sistemas específicos estes parâmetros tomam valores fixos. Esta relação define bem como os sinais de entrada e saída estão relacionados. Isto é, a saída atual $y(k)$ é calculada pela combinação linear² da entrada atual $u(k)$ e dos valores mais recentes de $u(k-1)$ e da saída $y(k-1)$.

Em estudos envolvendo sistemas discretos, é comum determinar a resposta de tais sistemas para sinais de entrada que são aplicados no início do tempo discreto $k = 0$. É visto que, para calcular o valor $y(p)$, deve ser conhecido o valor de $y(p-1)$. Para isso atribui-se arbitrariamente como condição inicial um valor tal como o de $y(-1)$ que especifica o estado do sistema antes da aplicação do sinal de entrada.

Resposta ao degrau unitário de um sistema de primeira ordem

Seja um sistema governado pela equação :

$$y(k) = \beta u(k) + \alpha y(k-1)$$

A resposta deste sistema a um degrau unitário considerando-se α e β números fixos ($\alpha = 0,95$ e $\beta = 0,05$). Com a condição inicial $y(-1) = 0$ e o sinal de entrada dado por:

$$u(k) = \begin{cases} 0 & \text{para } k = -1, -2, -3, \dots \\ 1 & \text{para } k = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$$

A resposta é :

$$y(k) = (1 + \alpha + \alpha^2 + \dots + \alpha^k)\beta, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

Na forma fechada a resposta é dada por:

$$y(k) = \left(\frac{\beta}{1-\alpha}\right) [1 - \alpha^{k+1}], \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

Para grandes valores de k e $\alpha < 1$ reduz-se a:

$$y(k) = \frac{\beta}{(1-\alpha)}$$

²Combinação Linear: y é dito ser uma combinação linear de elementos x_1, x_2, \dots, x_n se e somente se y é expresso como:

$$y = a_1 x_1 + \dots + a_n x_n$$

onde a_1, a_2, \dots, a_n são números independentes dos x_i elementos e com no mínimo um $a_1 \neq 0$

O sistema é dito normalizado se o parâmetro β é selecionado como sendo $(1 - \alpha)$, isto é:

$$y(k) = (1 - \alpha)u(k) + \alpha y(k - 1)$$

Disto segue diretamente que a expressão normalizada da resposta do sistema a um degrau unitário é:

$$y(k) = 1 - \alpha^{k+1}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

Observação: Quanto mais perto de zero for α , mais rápido o sistema atinge o estado estável de valor unitário.

Sistema discreto linear geral

Para fenômenos mais complexos é necessário usar modelos lineares mais sofisticados. Um sistema discreto linear tem sua saída atual $y(k)$ como uma combinação linear das saídas passadas e das entradas atual e passada. Para um sistema de n -ésima ordem a equação de diferenças linear que o implementa é:

$$y(k) = b_0 u(k) + b_1 u(k-1) + \dots + b_m u(k-m) - a_1 y(k-1) - a_2 y(k-2) - \dots - a_n y(k-n)$$

onde $b_0, b_1, \dots, b_m, a_1, a_2, \dots, a_n$ são constantes e m e n valores fixados não negativos com $m \leq n$.

3.4 Representação dos Sistemas Discretos

Embora as equações a diferenças sejam a descrição mais básica na representação de um sistema linear discreto invariante no tempo, este pode ser representado de várias maneiras equivalentes. Estas representações são ditas equivalentes no sentido de que para cada representação, um dado sinal de entrada gera o mesmo sinal de resposta.

O principal propósito do estudo destas representações alternativas é que cada uma tem uma vantagem particular na extração de características do comportamento dinâmico do sistema.

3.4.1 Representação por Equações a diferenças

Uma metodologia consiste na decomposição da equação a diferenças que o representa utilizando unidades básicas para colocação em um diagrama. Existem várias configurações possíveis e equivalentes para a representação de um único sistema.

Este tipo de representação é naturalmente estendida aos sistemas de ordens elevadas e as unidades básicas são: unidade de atraso, unidade multiplicadora e unidade somadora.

- Unidade de Atraso:

A relação característica desta unidade é:

$$y(k) = u(k - 1)$$

Através da conexão de duas unidades em cascata (isto é, o sinal de saída da primeira unidade de atraso serve como um sinal de entrada para a segunda unidade de atraso) é possível obter um atraso de duas unidades de tempo discreto.

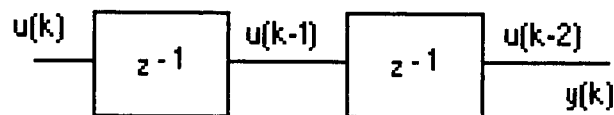


Figura 3.16: Unidade de Atraso

- Unidade Multiplicadora por constante:

Uma unidade multiplicadora por constante é um dispositivo que opera uma sequência de números (sinal de entrada) para gerar outra sequência (sinal de saída) o qual é idêntica à entrada multiplicada por alguma constante fixa a . Assim, se $u(k)$ é a entrada da unidade multiplicadora o resultado na saída é:

$$y(k) = a \cdot u(k)$$

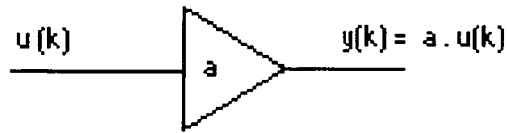


Figura 3.17: Unidade Multiplicadora por constante

- Unidade Somadora:

Uma unidade somadora é um dispositivo que adiciona dois ou mais sinais discretos para gerar outro sinal discreto.

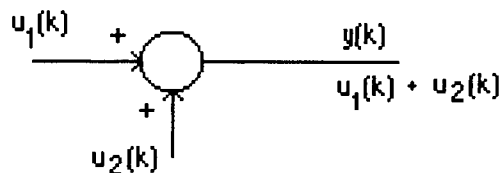


Figura 3.18: Unidade Somadora

Se for necessária a operação de subtração esta diferença é feita colocando-se o sinal negativo em $u_2(k)$.

Exemplo 1: Representação de um sistema de Primeira Ordem:

Considerando-se o sistema discreto linear de primeira-ordem caracterizado por:

$$y(k) = 2u(k) + 5u(k - 1) - 4y(k - 1)$$

Decompondo-se o lado direito da expressão obtém-se a representação de acordo com a Fig. 3.19.

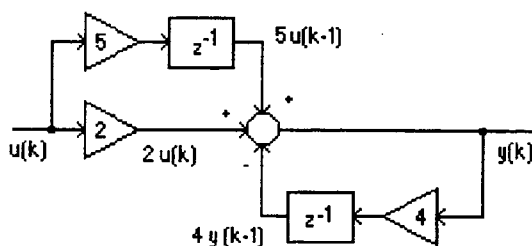


Figura 3.19: Representação de um sistema de Primeira Ordem

Exemplo 2: Representação de um sistema de Segunda Ordem:

Considerando-se um sistema linear discreto de segunda ordem caracterizado por:

$$y(k) = 2u(k) + 5u(k-1) + 3u(k-2) - 4y(k-1) - 6y(k-2)$$

Este sistema pode ser implementado como ilustrado na Fig. 3.20.

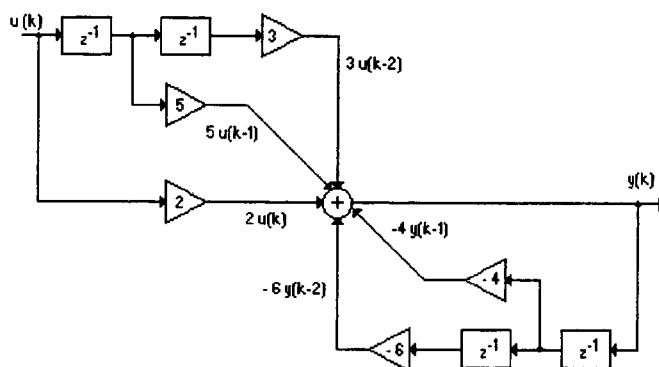


Figura 3.20: Representação de um sistema de Segunda Ordem

3.4.2 Representação pela convolução da soma

Normalmente um sistema linear discreto de ordem geral é governado por uma equação linear de diferenças da forma:

$$y(k) = b_0u(k) + b_1u(k-1) + \dots + b_mu(k-m) - a_1y(k-1) - a_2y(k-2) - \dots - a_ny(k-n)$$

A ordem deste sistema é a maior das diferenças $(k - m)$ e $(k - n)$.

A representação equivalente para o sistema dado em termos de convolução da soma é:

$$y(k) = h(0)u(k) + h(1)u(k-1) + h(2)u(k-2) + \dots$$

$$y(k) = \sum_{i=0}^{\infty} h(i)u(k-i)$$

onde os valores dos coeficientes ponderados $h(0), h(1), h(2), \dots$ dependem dos parâmetros $a_1, a_2, \dots, a_n, b_0, b_1, \dots, b_m$.

Embora cada representação gere o mesmo sinal de resposta $y(k)$ para qualquer sinal de entrada $u(k)$, elas diferem no fato de que:

- Na equação de diferenças a saída $y(k)$ é expressa como uma combinação linear da entrada atual e das m entradas mais recentes e das n saídas mais recentes.
- Na convolução da soma a saída atual $y(k)$ é expressa como uma combinação linear da entrada presente e de todas as entradas passadas. Isto é, importante porque a saída atual não depende explicitamente de valores prévios da saída. Portanto, isto permite expressar $y(k)$ como uma função exclusiva dos elementos do sinal de entrada.

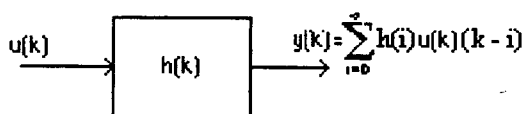


Figura 3.21: Representação por Convolução da Soma

Isto implica que, quando se usa a representação de um sistema linear discreto pela convolução da soma (chamada de sequência ponderada) esta é válida somente com a suposição de que todas as condições iniciais são nulas.

Associando-se um sistema discreto linear com a sequência ponderada $h(i)$ obtém-se de acordo com a Fig. 3.21 a representação pela convolução da soma.

Sequência Ponderada na representação de Filtros Digitais:

É denominada *Sequência Ponderada* a resposta de um sistema num tempo discreto k devido a uma entrada unitária amostrada.

A representação da convolução da soma de um sistema de primeira ordem geral:

$$y(k) = h(0)x(k) + h(1)x(k-1) + \dots + h(n)x(0) + h(n+1)x(-1) + \dots$$

onde os coeficientes $h(i)$ são especificados por:

$$h(0) = b_0$$

$$h(i) = \{b_1 - a_1 b_0\} (-a_1)^{i-1}$$

Para $i = 1, 2, 3, \dots$ e $h(0), h(1), h(2) \dots$ que é a sequência ponderada $h(n)$.

A fórmula geral é:

$$y(k) = \sum_{i=0}^{\infty} h(i)x(k-i)$$

Para se determinar a sequência ponderada para um filtro descrito pela equação 3.14:

$$y(k) = \beta x(k) + \alpha y(k-1) \quad (3.14)$$

Comparando-se com:

$$y(k) = b_0 x(k) + b_1 x(k-1) - a_1 y(k-1)$$

Tem-se que: $b_0 = \beta$, $b_1 = 0$, $\alpha = -a_1$

Então:

$$h(i) = \{b_1 - a_1 b_0\} (-a_1)^{i-1}$$

Assim:

$$h(i) = \beta (\alpha)^i$$

A Fig. 3.22 ilustra os casos em que $\alpha = 0,9$ e $\beta = 1$, o que corresponde a um filtro digital passa-baixas e $\alpha = -0,9$ e $\beta = 1$, representa um filtro passa-altas.

3.4.3 Representação pela Função de Transferência

Em casos nos quais as representações por equações a diferenças e convolução da soma podem se tornar inadequadas, tem-se como alternativa a representação com expressões da forma fechada pela função de transferência do sistema. Isto pode ser feito adotando algumas propriedades da Transformada-Z.

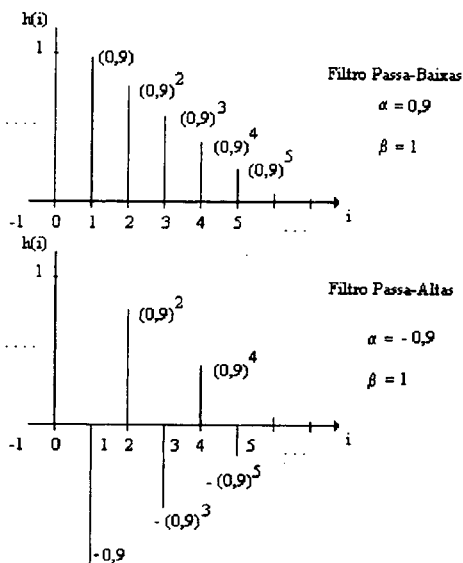


Figura 3.22: Determinação da Seqüência Ponderada

Supondo-se a equação a diferenças que caracteriza o sistema linear discreto:

$$y(k) = b_0 u(k) + b_1 u(k-1) + \dots + b_m u(k-m) - a_1 y(k-1) - \dots - a_n y(k-n) \quad (3.15)$$

Sob a restrição de que todas as condições iniciais são nulas, as Transformadas-Z dos sinal de entrada $U(z)$ e da saída $Y(z)$ estão relacionadas entre si por:

$$Y(z) = H(z)U(z)$$

A entidade $H(z)$ é denominada função de transferência do sistema e é dada por:

$$H(z) = \frac{b_0 + z^{-1} + \dots + b_m z^{-m}}{1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n}}$$

A função de transferência de um sistema é igual a Transformada-Z da seqüência ponderada do sistema [18]. Pode-se resumir este procedimentos para determinação da função de transferência de um sistema de n -ésima ordem dado pela equação 3.15 nos seguintes passos:

1. Determinar a Transformada-Z, $U(z)$, do sinal de entrada $u(k)$.
2. Usar a relação $Y(z) = H(z)U(z)$ para determinar a Transformada-Z do sinal de saída ($Y(z)$).
3. Tomar a Transformada-Z Inversa de $Y(z)$ para gerar a resposta da seqüência $y(k)$.

3.4.4 Representação por Espaço de Estado

No final dos anos 50, o conceito de representação de um sistema discreto por um conjunto de equações a diferenças de primeira ordem tornou-se uma ferramenta padrão na engenharia. Estas técnicas são conhecidas como *representação de variáveis no espaço de estado*. A representação de variáveis de estado de um sistema difere das representações convencionais pois oferece a descrição total do sistema, isto é, a dinâmica externa e interna, ao contrário de métodos que se baseiam apenas na representação das relações entrada-saída (função de transferência). [18]

Este tipo de representação permite projetos de sistemas inteiramente no domínio discreto. Isto é significativo pois os conceitos de domínio do tempo oferecem um melhor direcionamento na implementação de filtros digitais para sinais biomédicos com auxílio de um computador.

O uso da álgebra matricial neste tipo de representação permite expressar de maneira compacta e conveniente as relações, às vezes complexas, entre os sinais de entradas, os sinais internos e os sinais de saída de um sistema caracterizado por uma equação linear a diferenças de n -ésima ordem.

Um sistema discreto, neste caso, pode ser definido como uma abstração matemática que utiliza três tipos de variáveis para representar o modelo ou a dinâmica de um processo discreto no tempo. Os três tipos de variáveis são chamadas de *variáveis de entrada*, *variáveis de saída* e *variáveis de estado*. As variáveis de entrada $u_i(k)$ servem como forças externas as quais influenciam a dinâmica ou o movimento do sistema. As variáveis de saída são diretamente observáveis (medidas) por um observador externo. As variáveis de estado $x_q(k)$ caracterizam a dinâmica interna do sistema e são selecionadas de acordo com regras convenientemente escolhidas [17].

Segundo Cadzow [17] para se obter a representação do espaço de estados deste sistema, normalmente devem ser seguidos dois passos básicos:

1. Selecionar adequadamente as variáveis de estado.
2. Manipular a equação de diferenças que caracteriza este sistema de maneira a atingir a representação do espaço de estado.

As variáveis de estado são formuladas de tal maneira que devem ser conhecidos:

- um dos valores das variáveis de estado $x_q()$ num tempo discreto k
- os valores das variáveis de entrada, $u_i()$ num tempo discreto k e todos os valores no futuro.

Com isto, as variáveis de saída $y_j()$ e as variáveis de estado $x_q()$ são completamente determinadas para um tempo discreto k e todos os valores futuros do tempo discreto.

Uma representação do espaço de estado pode ser visualizada em forma de diagrama de blocos como mostrado na Fig. 3.23. O sistema possui m entradas e p saídas e n variáveis de estado.

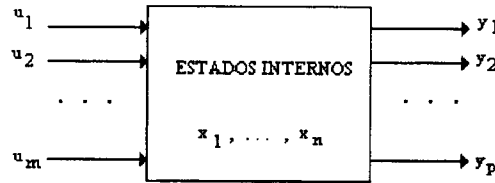


Figura 3.23: Representação por espaço de estado.

É importante notar que as variáveis de entrada e saída aparecem externas ao sistema, enquanto as variáveis de estado são geralmente internas. As diferentes variáveis podem ser representadas por matrizes de vetores.

O *vetor de entrada* $\mathbf{u}(k)$ é dado por:

$$\mathbf{u}(k) = \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \\ \vdots \\ u_m(k) \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

O *vetor de saída* é $\mathbf{y}(k)$:

$$\mathbf{y}(k) = \begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ \vdots \\ y_p(k) \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

E o vetor de estado $\mathbf{x}(k)$:

$$\mathbf{x}(k) = \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

Para um dado processo, a representação do espaço de estado não é única. Todavia, todas as representações devem ter como característica comum que o número de elementos do vetor de estado sejam iguais e mínimos [17]. Este número de elementos n é referido como sendo a *ordem* do sistema. Para sistemas lineares discretos, os valores das variáveis de estado num tempo discreto $k + 1$ são expressos como combinações lineares de valores das variáveis de estado e das variáveis de entrada num tempo discreto k , isto é:

$$x_1(k + 1) = a_{11}x_1(k) + a_{12}x_2(k) + \dots + a_{1n}x_n(k) + b_{11}u_1(k) + \dots + b_{1m}u_m(k)$$

$$x_2(k + 1) = a_{21}x_1(k) + a_{22}x_2(k) + \dots + a_{2n}x_n(k) + b_{21}u_1(k) + \dots + b_{2m}u_m(k)$$

.....

$$x_n(k + 1) = a_{n1}x_1(k) + a_{n2}x_2(k) + \dots + a_{nn}x_n(k) + b_{n1}u_1(k) + \dots + b_{nm}u_m(k)$$

A expressão 3.4.4 é um conjunto de equações a diferenças de primeira ordem e podem ser colocadas em uma forma matricial conveniente:

$$\mathbf{x}(k + 1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k)$$

Sendo que $\mathbf{x}(k)$ é o vetor de estado ($n \times 1$) dado pela equação 3.18, enquanto $\mathbf{u}(k)$ é o vetor de entrada ($m \times 1$) dado pela expressão 3.16. \mathbf{A} é a matriz quadrada ($m \times n$) do sistema, definida por:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

E \mathbf{B} é a matriz ($n \times m$) da entrada:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1m} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2m} \\ \cdot & & & \cdot \\ \cdot & & & \cdot \\ \cdot & & & \cdot \\ b_{n1} & b_{n2} & \dots & b_{nm} \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

Similarmente as variáveis de saída são combinações de valores de entrada e variáveis de estado num tempo discreto k , ou seja:

$$y_1(k) = c_{11}x_1(k) + c_{12}x_2(k) + \dots + c_{1n}x_n(k) + d_{11}u_1(k) + \dots + d_{1m}u_m(k)$$

$$y_2(k) = c_{21}x_1(k) + c_{22}x_2(k) + \dots + c_{2n}x_n(k) + d_{21}u_1(k) + \dots + d_{2m}u_m(k)$$

.....

$$y_p(k) = c_{p1}x_1(k) + c_{p2}x_2(k) + \dots + c_{pn}x_n(k) + d_{p1}u_1(k) + \dots + d_{pm}u_m(k)$$

Este conjunto de equações pode ser colocado na forma matricial:

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{D}\mathbf{u}(k)$$

onde $\mathbf{y}(k)$ é o vetor ($p \times 1$) de saída dado pela expressão 3.17 e \mathbf{C} é a matriz ($p \times n$) de saída definida por:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2n} \\ \cdot & & & \cdot \\ \cdot & & & \cdot \\ \cdot & & & \cdot \\ c_{p1} & c_{p2} & \dots & c_{pn} \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

E \mathbf{D} é a matriz de transição $p \times m$ definida por:

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1m} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2m} \\ \cdot & & & \cdot \\ \cdot & & & \cdot \\ \cdot & & & \cdot \\ d_{p1} & d_{p2} & \dots & d_{pm} \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Esta representação terá a forma:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}u(k)$$

$$y(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{D}u(k)$$

Representação de Sistemas de Ordem Geral usando variáveis de estado:

Pode-se obter a representação por espaço de estado de qualquer sistema discreto caracterizado pela equação a diferenças da forma:

$$y(k) + a_1y(k-1) + a_2y(k-2) + \dots + a_ny(k-n) = b_0u(k) \quad (3.23)$$

Para se determinar a resposta deste sistema ao um sinal de entrada $u(k)$ para $k = 0, 1, 2, \dots, y(-n)$ é necessário que os valores das n condições iniciais ($y(-1), y(-2), \dots, y(-n)$) sejam conhecidas.

Portanto, deve existir um total de n variáveis para representação por espaço de estado do sistema refresco. A seleção natural das variáveis de estado será:

$$\begin{aligned} x_1(k) &= y(k-1) \\ x_2(k) &= x_1(k-1) = y(k-2) \\ x_3(k) &= x_2(k-1) = y(k-3) \\ &\dots\dots\dots \\ x_n(k) &= x_{n-1}(k-1) = y(k-n) \end{aligned}$$

Com o conhecimento destas variáveis de estado num tempo discreto $k = 0$ e com o sinal de entrada, pode-se calcular a resposta do sistema. Incorporando-se a expressão 3.4.4 em 3.23:

$$x_1(k+1) = -a_1x_1(k) - a_2x_2(k) - \dots - a_nx_n(k) + b_0u(k) \quad (3.24)$$

Colocando-se as expressões 3.4.4 e 3.24 na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \\ \vdots \\ x_n(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -a_1 & -a_2 & -a_3 & \dots & -a_{n-1} & -a_n \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & & & \ddots & & \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} u(k) \quad (3.25)$$

E o sinal de saída é dado por:

$$y(k) = \begin{bmatrix} -a_1 & -a_2 & \dots & -a_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{bmatrix} + b_0 u(k) \quad (3.26)$$

Exemplo de Representação de um Sistema de Segunda Ordem:

Supondo-se o modelo representado pela equação:

$$y(k) - y(k-1) - y(k-2) = u(k)$$

onde $u(k)$ e $y(k)$ são variáveis de entrada e saída do sistema, respectivamente. A seleção das variáveis pode ser feita de maneira natural considerando que este sistema tenha como condições iniciais $y(-1)$, $y(-2)$ e que o sinal de entrada $u(k)$ para $k = 0, 1, 2, \dots$ seja especificado para $k \geq 0$. Esta escolha de variáveis de estado leva ao que se chama de *forma companheira* na qual os coeficientes da equação a diferenças finitas aparecem explicitamente na primeira linha da matriz A.

$$x_1(k) = y(k-1)$$

$$x_2(k) = y(k-2)$$

Expressando-se $y(k)$ como sendo constituído de combinações lineares destas variáveis e de $u(k)$.

$$x_2(k+1) = y(k-1)$$

Colocando-se $x_2(k+1)$ na forma desejada:

$$x_2(k+1) = x_1(k)$$

Executando-se as substituições apropriadas na equação a diferenças que governa o sistema:

$$y(k) = y(k-1) + y(k-2) + u(k) = x_1(k) + x_2(k) + u(k)$$

Finalmente, nota-se que $x_1(k+1) = y(k)$:

$$x_1(k+1) = x_1(k) + x_2(k) + u(k)$$

Colocando-se estas relações na forma matricial tem-se:

$$\mathbf{x}(k+1) = \begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} u(k) \quad (3.27)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} + u(k) \quad (3.28)$$

Determinando-se $\mathbf{x}(1)$, $\mathbf{x}(2)$, $y(1)$ e $y(2)$ quando $y(-1) = 1$, $y(-2) = 0$ e $u(0) = 1$, $u(1) = -2$ para $k = 0$:

$$\mathbf{x}(0) = \begin{bmatrix} x_1(0) \\ x_2(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(-1) \\ y(-2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

Portanto, as relações do espaço de estado para $k = 0$ são:

$$\mathbf{x}(1) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}(0) + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} u(0) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

$$y(0) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(0) + u(0) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} + 1 = 2 \quad (3.31)$$

De maneira similar obtém-se para $k = 1$:

$$\mathbf{x}(2) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}(1) + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} u(1) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} (-2) = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$y(1) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(1) + u(1) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} - 2 = 1 \quad (3.32)$$

Com os valores de $u(2)$ e $u(3)$ é possível continuar o processo para encontrar: $x(3)$, $x(4)$, $y(2)$, $y(3)$.

O diagrama desta representação do espaço de estado é mostrado na Fig. 3.24 . Existem vários métodos para a obtenção da representação das variáveis de estado, dentre os quais podem ser citados: *programação paralela*, *programação iterativa*, *programação direta* [18]. Um método específico para uma dada situação depende de um certo número de considerações, onde cada método gera uma representação diferente.

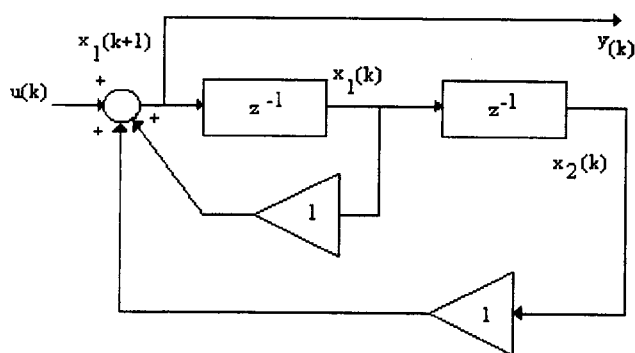


Figura 3.24: Diagrama de Blocos das variáveis de estado

Capítulo 4

Filtragem Digital de Sinais Biomédicos

Definição de Filtro Digital

Um filtro digital é um processo computacional ou algoritmo pelo qual uma sequência de números agindo como entrada é transformada em uma segunda sequência denominada saída. O algoritmo pode ser implementado por “software” como uma subrotina de um computador ou em “hardware” como uma construção especial de um computador [14].

O filtro digital desenvolve a mesma função de filtragem dos filtros analógicos, exceto que opera com números ao invés de funções no tempo. A filtragem em tempo real implica que as computações do filtro são executadas em um tempo menor do que o intervalo de amostragem, isto é, antes que a próxima amostra chegue. A sequência de números da saída do filtro é a solução da equação de diferenças que descreve seu comportamento.

Maiores detalhes sobre as técnicas de implementações de filtros digitais podem ser encontradas em Burrus [16], Bellanger [8], Rabiner [61], Oppenheim [51].

Classificação dos Filtros Digitais

Os filtros digitais podem ser classificados das mais diversas maneiras. A maioria dos autores classificam os filtros digitais baseando-se nas propriedades e representação dos sistemas discretos lineares invariantes.

Os filtros se classificam quanto a natureza do modelo matemático no domínio do tempo em *causais* e *não causais*.

Um filtro é dito *causal*, se sua saída em qualquer tempo $k \in N$, isto é, $y(k)$ depende somente de valores da entradas presente $x(k)$ e passadas $x(k - n)$, ($k \geq n$) mas não depende de valores das entradas futuras. Em termos matemáticos satisfaz a seguinte equação a diferenças:

$$y(k) = x(k) + x(k - 1) + \dots + x(k - n)$$

Este é um filtro que a todo instante está dando o valor filtrado e pode ser implementado em tempo real pois é fisicamente realizável.

Um filtro *não causal* é aquele em que para se descobrir o valor filtrado num instante necessita-se de valores de entrada de instantes depois daquele instante. A equação a diferenças que o implementa é da forma:

$$y(k) = x(k) + x(k + 1) + x(k + n)$$

Pode o valor presente de $y(k)$ depender de valores futuros? É claro que um filtro não causal não pode ser implementado em tempo real e tem que ser implementado raciocinando como uma tabela de valores armazenados na memória do computador.

No caso dos filtros causais tem-se os filtros de *média móvel* e filtros *recursivos* e nos filtros *não causais* tem-se apenas o tipo média móvel e destes de média móvel em particular os filtros *simétricos*.

Além disso, com uma classificação paralela pode-se dizer que os filtros podem ser sistemas *lineares* e *não lineares*, variantes e invariantes no tempo. Um filtro é dito linear quando o sistema que o implementa é um sistema linear e é dito não linear no caso contrário. Os filtros podem ser a tempo contínuo ou a tempo discreto de acordo com a natureza do sinal que manipulam. Os filtros tratados aqui são filtros lineares discretos invariantes que operam sinais amostrados.

Os filtros também são classificados quanto a duração da sequência ponderada (resposta ao impulso) em:

- IIR - Resposta Impulsional¹ Infinita - As respostas amostradas $h(k)$ são não nulas sobre o intervalo:

$$k_0 \leq k \leq +\infty$$

¹O termo **Impulsional** é impróprio pois a resposta aqui considerada é a obtida a uma excitação em delta de Kronecker, isto é, $\forall k \in N$, se $k = 0$, então $u(k) = 1$, senão $u(k) = 0$.

- FIR - Resposta Impulsional Finita - As respostas amostradas $h(k)$ são não nulas sobre um intervalo de duração finita “L”:

$$k_0 \leq k \leq k_0 + L - 1$$

Teoricamente a seqüência ponderada é não nula para amostras consideradas em instantes de tempo infinito [76].

E ainda quanto a estrutura de suas realizações os filtros digitais são denominados:

- Não Recursivos ou média móvel - quando não existe recorrência na equação a diferenças que os modela. Ex:

$$y(k) = x(k) + x(k - 1)$$

- Recursivos - existe recorrência, ou seja há dependência dos valores da saída.

$$y(k) = x(k) + x(k - 1) - y(k - 1)$$

Os filtros podem ser implementados para diversas finalidades. Geralmente eles podem ser implementados para a reconstrução, predição e derivação de sinais. A Fig.4.1 ilustra a reconstrução de sinais.

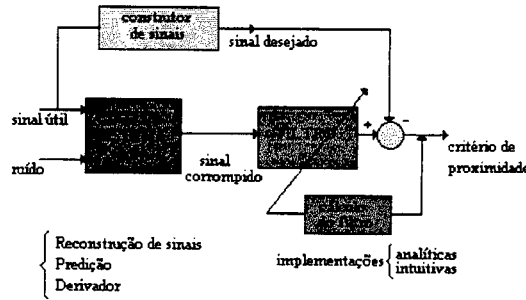


Figura 4.1: Finalidade dos Filtros Digitais

Na reconstrução de sinais tem-se um dispositivo cuja entrada constitui-se de um sinal útil e um sinal de ruído, que é um sinal não desejável. Estes dois sinais entram num sistema cuja saída é um sinal que se pode dizer *corrompido*, no sentido de dizer que o sinal útil é corrompido com um certo ruído. O objetivo é passar o sinal corrompido pela estrutura denominada filtro e se obter um sinal desejado que pode ser idêntico ao sinal útil ou que dependa deste de tal forma que a diferença entre a saída deste filtro e o sinal desejado obedeça a um certo *critério de proximidade* para as curvas dos sinais minimizando o erro médio quadrático.

Técnicas de Implementação dos Filtros

Calcular um filtro pode ser considerado como resolver um algoritmo de cálculo, que pode ser implementado de dois modos fundamentais: um modo que pode ser denominado de modo *analítico* e o outro de modo *intuitivo*.

Nas implementações analíticas tem-se um algoritmo com o qual se procura utilizar os dados desse algoritmo, características intrínsecas a este sistema. Por exemplo, partindo-se do conhecimento do espectro de frequência do sinal útil, do espectro de frequência do ruído, simplifica-se o número de cálculos para a obtenção do sinal desejado utilizando uma certa técnica. Inúmeras e sofisticadas técnicas foram desenvolvidas ao longo dos anos, muitas delas utilizando predição linear para implementação de filtros ótimos (Filtros de Wiener [60] e Filtros de Kalman [14]). Coimbra [25] aborda técnicas de análises (aperiódicas e por Transformada Rápida de Fourier) do período-amplitude de formas de ondas de sinais de EEG.

Existe também o que se chama de *técnicas intuitivas*. Uma técnica intuitiva poderia ser chamada de técnica de tentativa e erro. Neste tipo de técnica começa-se estudando as propriedades dos filtros. Estas propriedades inspiram um certo sentimento, uma certa intuição de como ajustar os parâmetros do filtro para se obter certos resultados. A partir daí experimenta-se o filtro quase como inspiração e observa-se o resultado. Se este resultado for satisfatório aceita-se, caso contrário ajusta-se novamente de acordo com a intuição.

Por exemplo, observando-se um sinal de baixa frequência mas repleto de ruídos com alta frequência tal como um sinal obtido na curva de um urofluxômetro e tendo-se conhecimento de algumas propriedades de filtragem coloca-se um filtro passa-baixas para cortar as altas frequências. Após a filtragem, observa-se visualmente a alteração global na forma da onda. Como a preservação da morfologia é um fator importante na filtragem deste sinal se o filtro aplicado deformou a curva, experimenta-se modificar a ordem do filtro e observar novamente a curva. Possuindo-se um conhecimento razoável das propriedades de filtragem em poucas tentativas pode-se chegar a uma filtragem satisfatória.

À primeira vista pode-se ter a impressão que as implementações analíticas apresentam caráter “mais científico” do que as técnicas intuitivas. Deve-se, no entanto, notar que as técnicas analíticas usam pontos de partida para o projeto. Ora, estes pontos de partida são escolhidos de modo intuitivo, o que implica no mesmo ciclo de tentativas das técnicas intuitivas, acrescidos de todas as dificuldades de cálculo impostas pelas técnicas analíticas.

4.1 Projetos de Filtros para Sinais Biomédicos

Nos projetos de filtros digitais as especificações dos filtros são usualmente dadas no domínio da frequência. As técnicas de aproximação partem de um gabarito pré-fixado e o problema é encontrar um sistema linear cuja resposta em frequência satisfaça o referido gabarito. Geralmente o problema é selecionado através de métodos indiretos que aproximam características ideais em frequência de filtros analógicos para a realização de filtros digitais. Métodos como a transformação bilinear são amplamente empregados, todavia, um certo cuidado deve ser tomado em relação a estes procedimentos pelos motivos descritos a seguir.

Considerando-se a classe dos sistemas lineares, invariantes e monovariáveis, é sabido que um grande número de propriedades são compartilhadas entre os domínios dos tempos discreto e contínuo. Todavia, existe propriedades que são particulares a cada um dos domínios.

Vários trabalhos tem sido propostos no sentido de se tratar os sistemas discretos como uma classe independente de sistemas lineares, invariantes no tempo (LTI) e explorar suas peculiaridades. Neste sentido, Pavani [57], parte do pressuposto que os sistemas discretos não são necessariamente uma extensão dos sistemas contínuos e aborda a implementação de uma teoria única que visa a determinação da sensibilidade de filtros digitais. O estudo da sensibilidade permite ao projetista medir o desempenho e comparar diferentes implementações dos filtros. Pavani [58] apresenta o estudo das sensibilidades de filtros FIR (recursivos e não recursivos) e IIR (com relações restritivas entre os coeficientes visto que a resposta não é identicamente nula a partir de uma determinada amostra) no domínio da frequência e do tempo, demonstrando que a escolha intuitiva de coeficientes não é crítica e sugerindo ainda a visualização dos filtros digitais como uma categoria independente da analógica.

Não se pode dizer que existe superioridade de um sistema com relação a outro, mas sim que ambos são complementares. Os filtros FIR (resposta impulsional finita) estão intimamente ligados a propriedades particulares dos sistemas discretos pois não existe um sistema linear, causal, invariante no tempo e a tempo contínuo que tenha sua resposta impulsional finita no tempo. No caso de um filtro linear a tempo contínuo a resposta impulsional teoricamente decai como uma combinação de exponenciais e se torna desprezível mas não nula. Em contrapartida, um filtro digital de média móvel a tempo discreto, após um determinado número de etapas possui realmente uma resposta nula.

Vale a pena ressaltar que quando existia no passado a tendência de se estudar filtros digitais como uma particularização dos filtros a tempo contínuo (filtros analógicos), não se realçava o fato da não existência de equivalência total entre os

domínios analógico e digital. Isto originou a denominação dos filtros de média móvel como sendo de resposta impulsional devido a chamarem a função Delta de Kronecker de impulso.

Como particularidade, os filtros a tempo contínuo, podem ter bandas passantes tão amplas quanto se desejar e não apresentam o problema de multiplicação do espectro de frequência na amostragem. No caso de filtros a tempo discreto tem-se um banda passante útil e limitada por uma frequência de amostragem.

Um exemplo onde é necessário um certo cuidado na abordagem de equivalência é a utilização do Método da Invariância ao Impulso [51] para o projeto de filtros recursivos. Neste método considera-se que a resposta de frequência do filtro digital é aproximadamente igual a resposta ao impulso amostrada do filtro analógico mas isso não corresponde a simples manipulação algébrica de mapeamento do plano- s para o plano- z . A resposta ao impulso do filtro analógico é preservada no instante de amostragem, mas a resposta de frequência do filtro digital resultante pode ser distorcida dependendo da frequência de amostragem.

Há uma forte motivação para o projeto de filtros digitais no domínio do tempo. Tem-se uma maneira mais simplificada de projeto devido ao fato de que estes sistemas podem ser descritos por equações a diferenças finitas, cujas soluções podem ser obtidas, numericamente, sem o uso de métodos de aproximação.

Uma outra observação interessante é a impossibilidade de implementação de filtros não causais em tempo real. Esta abordagem implica no conhecimento de valores de saída do sinal no futuro, o que é fisicamente irrealizável. No caso de filtros analógicos isto significaria valores negativos de componentes como resistores, capacitores e indutores, etc. No caso dos filtros não causais não se pode utilizar o conceito de resposta de frequência, pois a região de convergência não existe. Para os valores futuros de filtros bilaterais não existe resposta de frequência levando ao interesse da utilização de filtros simétricos no domínio do tempo.

O estudo do comportamento dos sistemas no domínio da frequência continua sendo de fundamental importância mas no caso de alguns sinais biomédicos onde a interpretação exige que a morfologia do sinal seja preservada sem atrasos e oscilações, é importante aplicar técnicas de projeto no domínio do tempo. Experimentos utilizando filtragem não causal de sinais de sacadas oculares desenvolvidos por Barreto [6] demonstraram que o desempenho de um filtro de média móvel simétrico é qualitativamente superior a um Butterworth projetado no domínio da frequência.

Em um sistema contínuo o fato de ter polos na origem representa um integrador, isto é, dividir por s . No caso do sistema discreto, dividir por z não é integrar, mas significa de uma certa forma fazer uma média móvel. Num filtro de média móvel, o

fato de ter polo na origem não implica correspondência quando se passa do plano s para o plano z . As Tabs. 4.1 e 4.2 mostram algumas equivalências e particularidades entre os domínios analógico e digital.

Sistemas contínuos	Sistemas discretos
domínio tempo (t)	domínio tempo (nT)
equações diferenciais resposta impulsional variáveis de estado $f(t)$	equações a diferenças seqüência ponderada variáveis de estado $f(nT)$
domínio s	domínio z
função de transferência (s) variáveis de estado $x(t)$	função de transferência (z) variáveis de estado $x(k)$

Tabela 4.1: Equivalência entre sistemas contínuos e sistemas discretos

Filtros FIR

Os filtros FIR (resposta impulsional finita) podem ser realizados em estruturas não recursivas e estruturas recursivas. São sempre estáveis e podem possuir resposta de fase linear diferindo dos filtros IIR que tem resposta de fase essencialmente não linear[29]. Podem ter especificações em amplitude bastante arbitrárias (o que dependendo do filtro daria uma síntese demasiadamente complicada e delicada para uma idêntica realização IIR).

Para o mesmo desempenho (por exemplo; idêntica especificação de amplitude) a ordem de um FIR é em geral mais elevada do que a ordem de um IIR (5 a 10 vezes), o que significa que a realização FIR será mais complexa (número de coeficientes a realizar, capacidade de memória necessária e velocidade).

Contrariamente aos filtros IIR, os FIR não tem seu equivalente filtro analógico contínuo. Não existe métodos de síntese de filtros analógicos contínuos adaptados a síntese de filtros digitais FIR.

Um filtro FIR causal pode ser representado pela função de transferência $H(z)$ e a resposta impulsional $h(k)$ de duração “N”:

$$H(z) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k)z^{-k} \quad (4.1)$$

onde $h(k)$ é a resposta impulsional do filtro, N é a ordem do filtro.

Sistemas analógicos	Sistemas digitais
Resposta impulsional desprezível após certo tempo, se o filtro é estável - não implementam filtros FIR	Resposta impulsional nula - implementam filtros FIR
bandas passantes infinitas	bandas passantes limitadas pela frequência de amostragem
não há sobreposição de espectros	problema de sobreposição de espectros
A resposta ao impulso do filtro analógico é preservada no instante de amostragem	No projeto de filtros recursivos pelo Método da Invariância Impulsional a resposta amostrada depende da taxa de amostragem
não há implementação de filtros não causais em tempo real	implementação de filtros não causais
o fato de ter polos na origem representa um integrador (divisão por s)	o fato de ter polos na origem representa uma média móvel (divisão por z)
Instabilidade: polos no semi-plano S positivo	Instabilidade: polos externos ao círculo de raio unitário no plano Z

Tabela 4.2: Particularidades na equivalência entre sistemas analógicos e digitais

São mostradas a seguir características e propriedades de alguns filtros aplicados a sinais biomédicos onde há necessidade de preservação frequencial e morfológica.

4.2 Filtros de Média Móvel

Um filtro de média móvel como o nome indica, é um algoritmo para se tirar uma média entre os valores de um determinado sinal.

Esta denominação é devida ao fato de que para cada ponto a média irá mudando de lugar.

Supondo-se um sinal digital que tenha certas flutuações irregulares de natureza aleatória que caracterizam o ruído, conforme representado na Fig. 4.2.

Um modo de suavizar as pequenas irregularidades do sinal é tirar a média dos valores amostrados adjacentes.

Os pontos na Fig. 4.2 representam os valores medidos e para se fazer a filtragem

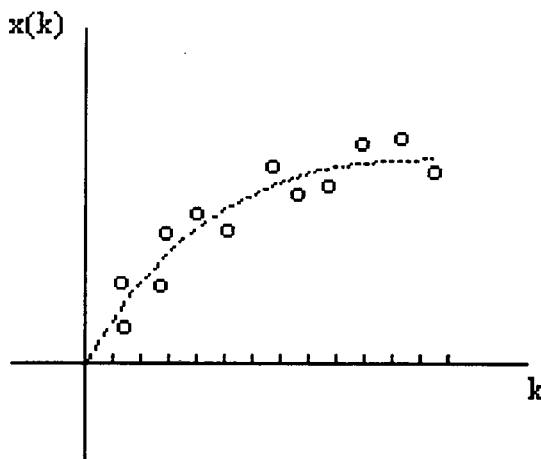


Figura 4.2: Sinal com flutuações irregulares

do tipo média móvel deve-se considerar que o valor filtrado em um determinado instante é o resultado de uma média ponderada entre valores de cada ponto e dos valores adjacentes a estes pontos. Após a filtragem os pontos são suavizados conforme a Fig. 4.3. Se o filtro de média móvel é um filtro causal considera-se que os valores de etapas anteriores estejam envolvidas no cálculo e caso o filtro seja não causal considera-se também os valores das etapas futuras.

A grande vantagem de se colocar o filtro média móvel nessa forma é que ele vai ter uma tendência a diminuir as grandes oscilações, porque filtra bem em um ponto e mal no outro, mas de maneira geral ele vai alisando a curva do sinal de maneira satisfatória.

As principais propriedades destes filtros denominados sistemas LTI é a linearidade e a invariância no tempo, obedecendo ao *Princípio da Superposição* [51],[18].

Filtros de Média Móvel de Ordem Geral

Os filtros de Média Móvel podem ser generalizados. Portanto, cada amostra de saída é obtida pela média de m valores de entrada. Tal filtro é descrito pela equação:

$$y(k) = a_0 u(k) + a_1 u(k-1) + \dots + a_m u(k-m) \quad (4.2)$$

onde os coeficientes são denotados por a_m , $k = 0, \dots, m$.

A ordem $m-1$ de tais filtros correspondem ao número de entradas passadas que afetam a saída presente.

A resposta de frequência pode ser calculada colocando-se $u(k) = e^{j\omega k}$ em 4.2.

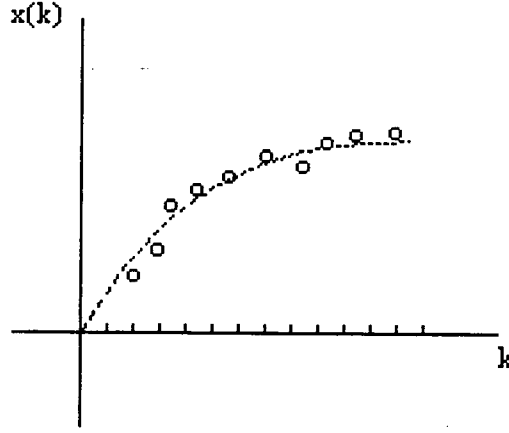


Figura 4.3: Representação de um sinal filtrado

Isto conduz à obtenção de $H(\omega)$:

$$H(\omega) = a_0 + a_1 e^{-j\omega} + \dots + a_m e^{-j(m-1)\omega}$$

A função de transferência será em função da variável $e^{j\omega}$ e dependerá de ω . Observa-se que este filtro de média tem uma função de transferência que é um polinômio de potências não positivas de z , sendo assim realizável [75].

$$H(z) = a_0 + a_1 z^{-1} + \dots + a_m z^{-(m-1)} \quad (4.3)$$

Todavia, pode-se chegar a esta expressão de modo puramente algébrico bastando interpretar Z como um operador de retardo:

$$z^{-n}u(k) = u(k - n)$$

ou

$$u(k) = z^{+n}u(k - n)$$

Logo na equação 4.2 tem-se:

$$y(k) = a_0 u(k) + a_1 z^{-1}u(k) + a_2 z^{-2}u(k) + \dots + a_m z^{-n}u(k)$$

$$y(k) = [a_0 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_m z^{-(m-1)}] u(k)$$

$$H(z) = a_0 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_m z^{-(m-1)}$$

Deve ser notado que esta abordagem:

- permite definir $H(z)$ mesmo quando $H(\omega)$ não é definida como ocorre em sistemas não causais e sistemas instáveis.
- $H(z)$ aparece como operador que transforma uma sequência de entrada $u(k)$ em outra de saída $y(k)$, no **domínio do tempo**.
- $H(z)$ é operador e $H(z)u(k)$ não indica multiplicação!!

Polos e zeros

Desde que a função de transferência de um filtro de média móvel é um polinômio da variável z^{-1} ou z^2 , pode-se encontrar as raízes e escrever o polinômio como um produto de fatores de primeira ordem. Portanto, 4.3 será:

$$\begin{aligned} H(z) &= a_0 + a_1 z^{-1} + \dots + a_m z^{-(m-1)} \\ H(z) &= a_0 z^{-(m-1)} \left(z^{m-1} + \frac{a_1}{a_0} z^{m-2} + \dots + \frac{a_m}{a_0} \right) \\ H(z) &= a_0 z^{-(m-1)} (z - z_1)(z - z_2) \dots (z - z_{m-1}) \end{aligned}$$

Nota-se que esta é a função de transferência de um filtro de média móvel de ordem $(m - 1)$.

O fatoramento por $z^{-(m-1)}$ faz com que o polinômio tenha apenas potências não negativas de z . Este fatoramento indica a existência de $m - 1$ polos na origem.

Os zeros da função de transferência (raízes da equação $H(z) = 0$) são denominados z_1, z_2, \dots, z_{m-1} .

Desde que os coeficientes a_m são reais, os zeros z_i podem ocorrer aos pares conjugados ou serem reais.

No caso do filtro de média móvel $H(z)$ tem valor definido em todo plano Z . Assim a fase de um produto é a soma da fase de cada fator, tem-se que a fase deste filtro de média móvel é o valor da fase do vetor que percorre o círculo unitário:

$$\text{Arg}H(z) = \text{Arg}a_0 + \text{Arg}z^{-(m-1)} + \text{Arg}(z - z_1) + \dots + \text{Arg}(z - z_{m-1})$$

$$\text{Arg}H(z) = \text{Arg}a_0 - (m - 1)\omega + \text{Arg}(e^{j\omega} - z_1) + \dots + \text{Arg}(e^{j\omega} - z_{m-1}) \quad (4.4)$$

O argumento do coeficiente a_0 é 0° ou 180° , dependendo se a_0 é positivo ou negativo.

²É usual apresentar $z^{-1} = e^{j\omega}$. Tal igualdade no entanto, só é válida quando a resposta de frequência existir.

O termo $-(m-1)\omega$ representa um retardo de $(m-1)$ períodos de amostragem. Como mencionado anteriormente a função de transferência pode ser escrita como potências negativas de z . Esta variável complexa pode ser calculada como um vetor traçado de um ponto z_i no plano complexo, o qual representa a raiz ou zero de um polinômio no ponto $e^{j\omega}$, cuja posição no círculo unitário é o ângulo determinado pela frequência ω .

A Fig. 4.2 mostra a contribuição de um zero para a função de transferência de um filtro digital de média móvel.

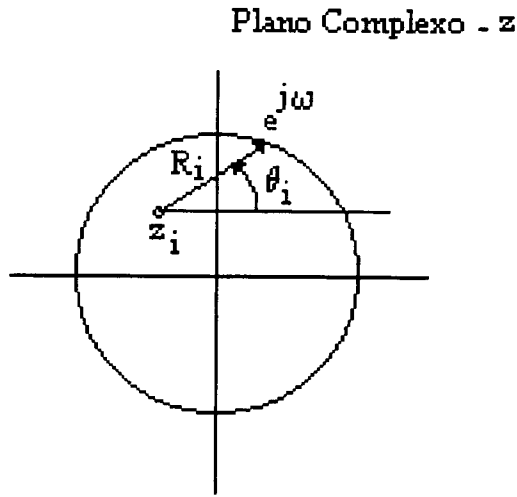


Figura 4.4: Fator $z - z_i$

Do diagrama pode-se observar a magnitude de $(z - z_i)$ dita R_i , que é a distância de zero ao ponto no círculo unitário.

O ângulo de $(z - z_i)$ é o ângulo entre a linha de z_i a $e^{j\omega}$ e o eixo real, denominado de θ_i . Portanto, tem-se a seguinte expressão para a fase:

$$\text{Arg}H(z) = \text{Arg}a_0 - (m-1)\omega + \theta_i + \dots + \theta_{m-1} \quad (4.5)$$

Determinando-se a magnitude de $H(z)$ por:

$$|H(z)| = |a_0| |z^{-(m-1)}| |z - z_i| \dots |z - z_{m-1}|$$

$$|H(z)| = |a_0| R_1 \dots R_{m-1} \quad (4.6)$$

Uma análise na magnitude de $H(z)$ mostra que a resposta de amplitude de z é determinada pelas distâncias de qualquer ponto particular no círculo a todos os zeros da função de transferência.

Se o ponto no círculo unitário, correspondente a alguma frequência F_1 , está longe de qualquer um dos zeros, a resposta de amplitude nesta frequência será grande. Se algum outro ponto correspondente a uma frequência F_2 está perto de algum dos zeros, a resposta em F_2 será pequena.

Se um zero situa-se exatamente sobre o círculo unitário, a resposta de frequência correspondente será zero.

Assim, as amplitudes e fases podem ser calculadas diretamente pela localização dos zeros no plano Z . Por experimentação um projetista pode desenvolver a habilidade de projetar aproximações para as características de frequência desejada pela alocação adequada dos zeros.

Estabilidade

Um filtro de média móvel, naturalmente não pode ser um sistema instável, simplesmente porque a instabilidade depende num sistema físico da posição dos pólos. Neste caso, todos os polos estão na origem, a resposta é a tempo finito e termina em determinado instante, após n etapas. Portanto, não tem sentido falar em instabilidade. A instabilidade em sistemas discretos só ocorre quando se tem pólos com módulos maiores do que 1.

4.3 Filtros Digitais Recursivos

Filtro Recursivo de Ordem Geral

De uma forma geral pode-se descrever estes filtros que utilizam os valores de saídas passadas com as entradas presentes e passadas com a seguinte equação a diferenças:

$$y(k) = a_0u(k) + \dots + a_mu(k - m + 1) - b_0y(k - 1) - \dots - b_Ly(k - L)$$

Na qual se tem m coeficientes arbitrários multiplicando os valores dos sinais de entrada, e L coeficientes arbitrários multiplicando os valores da saída.

Exemplo de um filtro recursivo de primeira ordem

Um filtro que utiliza dos valores prévios de sua saída, bem como os valores das entradas presente e passadas é dito *recursivo*. Como exemplo de um filtro recursivo, linear, invariante no tempo H definido pela equação a diferenças:

$$y(k) = u(k) + 0,5y(k-1) \quad (4.7)$$

Supondo-se:

$$u(k) \begin{cases} 0 & \text{para } \forall k < 0 \\ 1 & \text{para } k = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$$

Para $k < 0$, $y(k) = 0$ e para $k > 0$, tem-se:

$$\begin{aligned} y(0) &= 0,5x_0 + 1 = 1 \\ y(1) &= 0,5x_1 + 1,5 = 1,5 \\ y(2) &= 0,5x_{1,5} + 1 = 1,75 \\ y(3) &= 0,5x_{1,75} + 1 = 1,875 \\ y(4) &= 0,5x_{1,875} + 1 = 1,9375 \\ &\vdots \\ y(m) &\rightarrow 2 \end{aligned}$$

Neste caso, o ganho estático tem o valor 2. Como é necessário do valor da etapa anterior para o cálculo da etapa seguinte é necessário guardar o valor calculado em m memórias para passar para a etapas seguintes. Por exemplo, no sistema $y(k) = 0,5y(k-1) + 0,1y(k-2) + 0,1y(k-3) + u(k)$ seria necessário armazenar três valores. A maioria dos autores utiliza a abordagem da Transformada-Z para o cálculo da sequência $y(k)$. Todavia, a representação por espaço de estado das equações a diferenças simplifica o procedimento, visto que os polos são iguais aos valores próprios da matriz A .

Polos e zeros

Segundo Steiglitz [75] supondo-se que $a_0 \neq 0$ e constante, a função de transferência é:

$$H(z) = \frac{a_0(z - z_1(1)) \dots (z - z_{L-1}(L-1))}{(z - p_1(1)) \dots (z - p_L(L))}$$

A amplitude e a fase são expressas em termos de zeros e polos como nos filtros de média móvel. A interpretação dos ângulos são dados na Fig. 4.3.

$$\theta_i = \text{Arg}(z - z_i(i)), i = 1, \dots, L - 1; \phi_i = \text{Arg}(z - p_i(i)), i = 1, \dots, L$$

Portanto, a fase de $H(z)$ é:

$$\text{Arg}H(z) = \text{Arg}(a_0) + \text{Arg}(z) + \theta_1 + \dots + \theta_{L-1} - \phi_1 - \dots - \phi_L$$

$$\text{Arg}H(z) = \text{Arg}(a_0) + \omega + \theta_1 + \dots + \theta_{L-1} - \phi_1 - \dots - \phi_L$$

Nota-se que $\text{Arg}(z) = \text{Arg}(e^{j\omega}) = \omega$.

O $\text{Arg}(a_0)$ pode ser 0° ou 180° , dependendo se a constante é positiva ou negativa.

Similarmente, a magnitude de $H(z)$ pode ser interpretada como a distância dos vetores dos zeros e polos até o ponto z no círculo unitário. Assim:

$$|H(z)| = |a_0| \frac{R_1 \dots R_{L-1}}{S_1 \dots S_L}$$

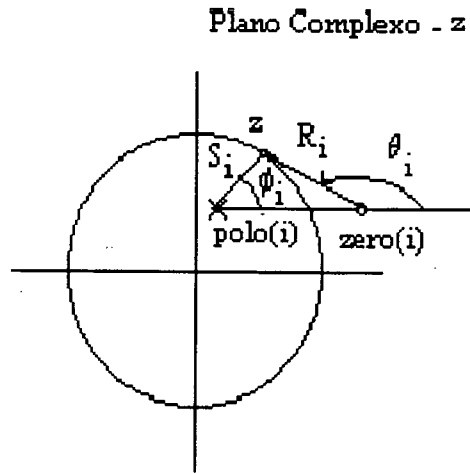


Figura 4.5: Polos e Zeros de um filtro digital recursivo

Capítulo 5

Implementação Computacional dos Filtros

Vários programas de computador, alguns deles utilizando algoritmos sofisticados de processamento digital de sinais têm sido desenvolvidos. A maioria utilizando rotinas em FORTRAN e C mais recentemente com interfaces gráficas para o processamento de imagens. Existem pacotes computacionais inteiramente dedicados a computação numérica tal como o “Toolbox” de Processamento Digital de Sinais para MATLAB desenvolvido pela *The Math Works*.

A introdução ao DSP (Digital Signal Processing) também tem sido feita através de livros eletrônicos [37] que oferecem tutoriais sobre sinais e sistemas digitais [85], simulação de projetos de filtros digitais [38] e filtragem adaptiva.

Infelizmente, a maioria destes pacotes estão voltados para eletroacústica e telecomunicações. O desenvolvimento de programas de processamento digital é uma ferramenta muito útil nas pesquisas biomédicas. Pesquisas recentes começam a utilizar sofisticados algoritmos para o processamento de sinais cardíacos e neurológicos. A análise do Complexo QRS, Potenciais Tardios, Potenciais Evocados e amplitudes de EEG tem sido executados com a utilização de “Wavelets” para que sejam mantidas as características temporais dos sinais.

Visando demonstrar que certos sinais biomédicos devem ser tratados de maneira distinta, e também considerando os sistemas discretos como uma classe independente dos sistemas contínuos, foi desenvolvida uma ferramenta computacional em VISUAL BASIC para WINDOWS 3.X ou 95 que permite ao usuário fazer experimentações de filtragem digital de sinais biomédicos considerando as características destes sinais.

Este ambiente, de fácil manuseio, permite a comparação entre o desempenho dos projetos nos domínios do tempo e da frequência através de interface gráfica.

Trata-se de um programa puramente didático sem complicados algoritmos de processamento pois visa a aplicação da teoria de filtragem à pesquisa biomédica em caráter experimental.

A Fig. 5.1 ilustra o diagrama de blocos do programa. As rotinas estão em códigos BASIC do VISUAL BASIC. O programa possui janelas de manipulação de arquivos e de projeto de Filtros de Média Móvel causais e não causais nos domínios do tempo e da frequência. Ele possui também a implementação de filtros recursivos.

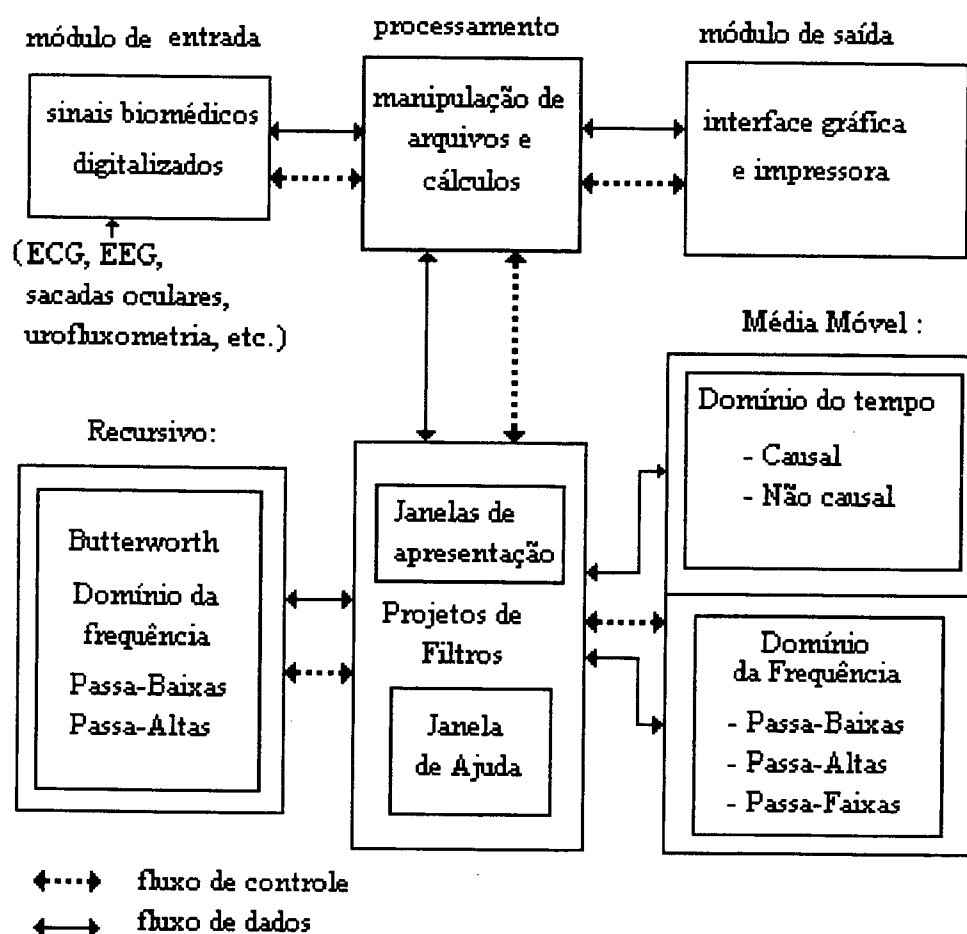


Figura 5.1: Diagrama de Blocos do programa

Após a instalação o usuário chama o arquivo executável. Uma janela de abertura é então apresentada com as opções de *Iniciar*, *Sair* e *Ajuda*. Nesta tela inicial o

usuário pode teclar *Ajuda* para receber informações sobre a execução do programa ou ir diretamente para a tela principal.

A Fig. 5.2 apresenta a tela de abertura e a Fig. 5.3 mostra a tela principal do programa. A tela principal apresenta os Menus *Arquivos*, *Filtros de Média Móvel*, *Filtros Recursivos* e *Ajuda*.

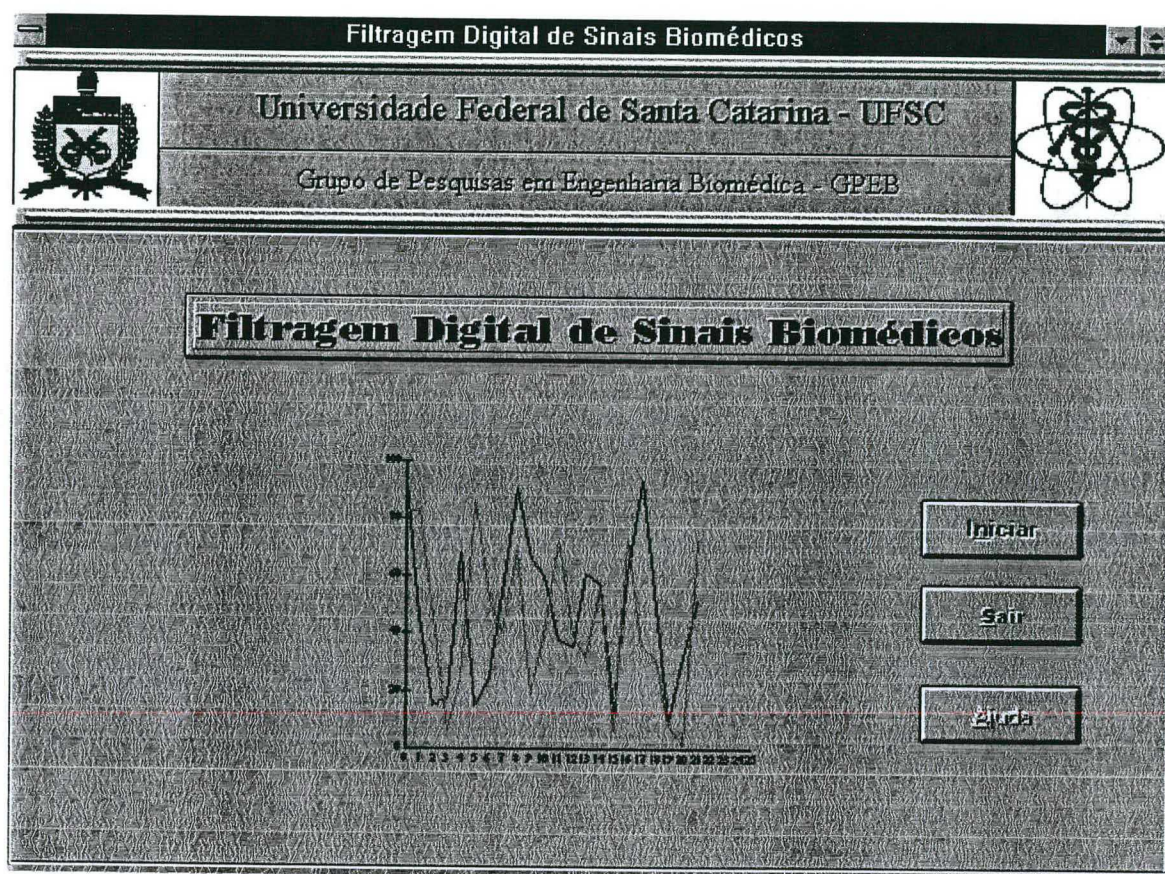


Figura 5.2: Tela de abertura

Na tela principal o usuário pode escolher os procedimentos através de *Menus* ou por opções oferecidas na tela. Além disto existe uma barra de ferramentas para acesso rápido com as opções: *Carregar* o sinal a ser filtrado na memória, *Visualizar* os sinais a serem filtrados ou já filtrados, *Armazenar* que permite armazenar dados no disco, *Fechar* que descarrega a memória, *Sair*, *Ajuda* e *Sobre* que oferecem informações sobre o programa.

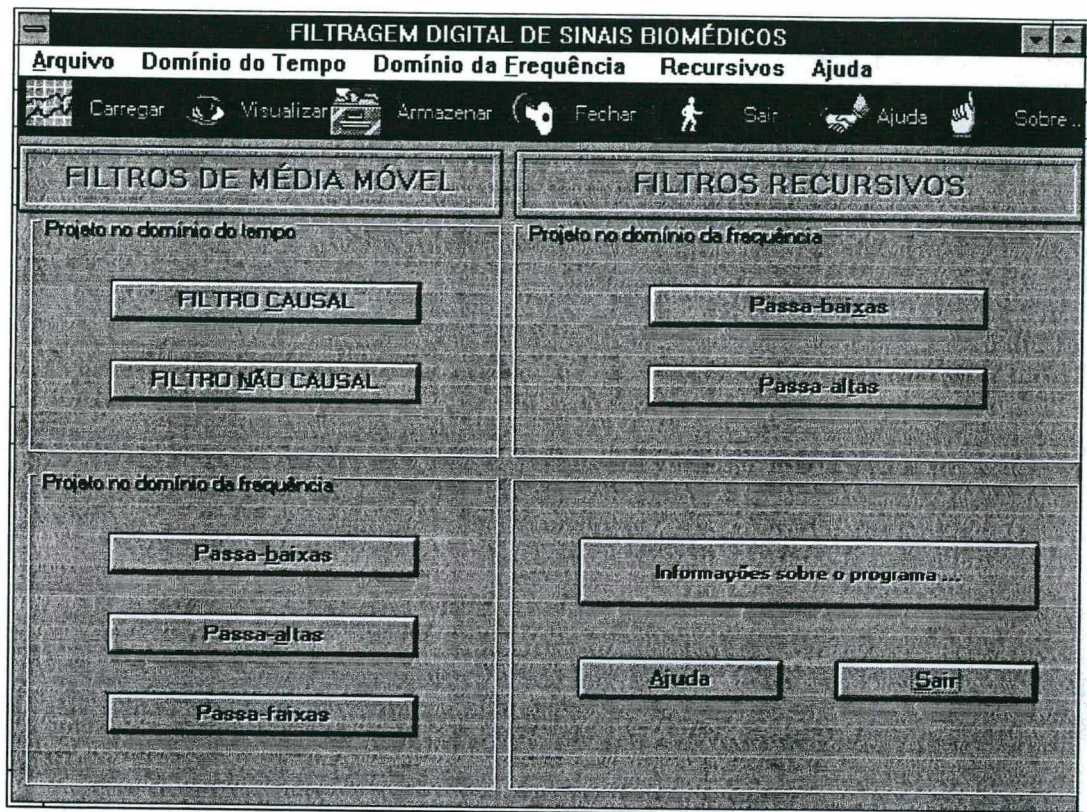


Figura 5.3: Tela Principal

Para os Filtros de Média tem-se projetos no domínio do tempo e no domínio da frequência.

As opções, que podem ser escolhidas diretamente na tela principal, mostram:

- Projetos de filtros de média móvel no domínio do tempo: causal e não causal.
- Projetos de filtros de média móvel no domínio da frequência: passa-baixas, passa-faixas e passa-altas.
- Projetos de filtros recursivos: Butterworth passa-baixas e passa-altas.

No caso da utilização dos Menus de *Arquivos*, tem-se as opções de carregamento e visualização de arquivos de sinais em código ASCII. Podem ser utilizados arquivos de sinais digitalizados, sinais armazenados em polígrafos ou os próprios sinais de exemplo que já se encontram armazenados em meio magnético junto com o programa.

Utilizando as teclas, o mouse ou as teclas de atalho, o usuário pode escolher os projetos *Causal* e *Não Causal*. Uma tela gráfica é apresentada com as opções de

Filtrar, Armazenar, Imprimir, Exemplo, Cancelar, Ajuda e Fechar. Antes de filtrar um sinal o usuário deverá carregá-lo na memória através da opção *Carregar*.

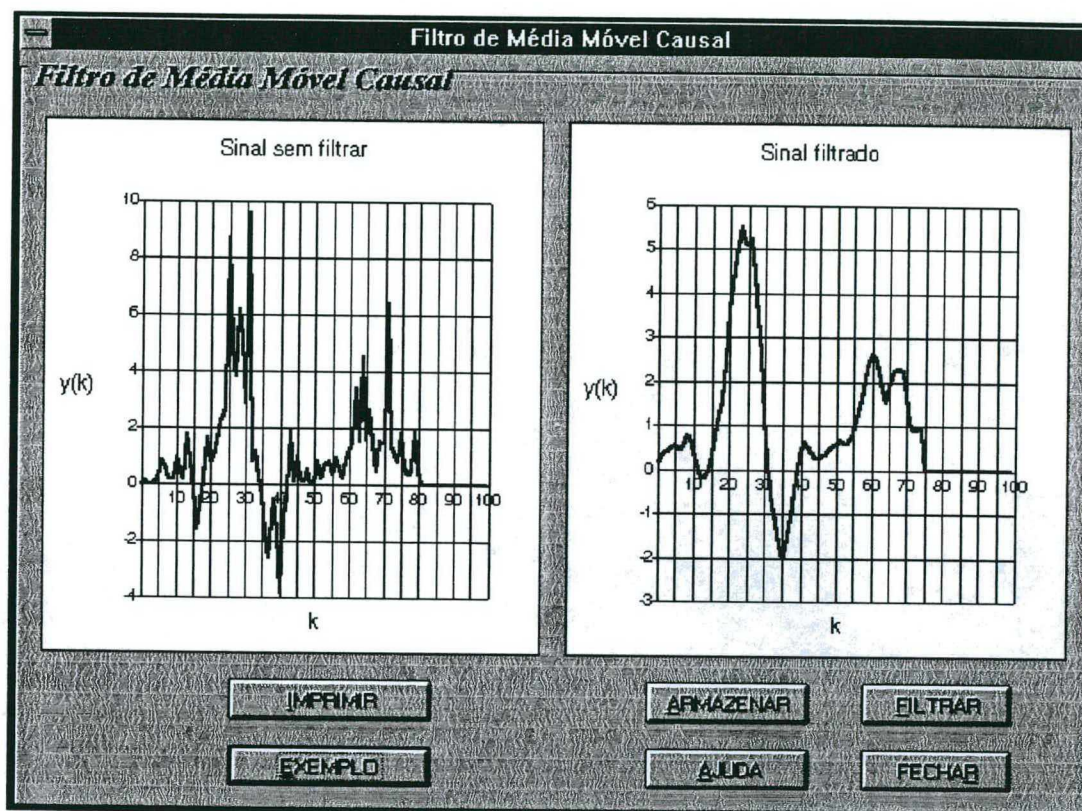


Figura 5.4: Sinal de ECG filtrado com Filtro de Média Móvel Causal

Caso o usuário não tenha carregado o sinal, será alertado e uma tela de carregamento aparecerá para que ele localize o disco, o diretório onde estão armazenados os arquivos. Após o carregamento o usuário deve voltar ao filtro desejado e acionar a tecla *Filtrar* novamente. Isto fará com que sejam solicitados os parâmetros do projeto (ordem do filtro e coeficientes) em um quadro de diálogo. Após o usuário responder às solicitações das caixas de diálogo, o sinal é processado aparecendo na tela em dois gráficos distintos o sinal sem filtrar e o sinal filtrado para que ele possa observar os resultados.

O usuário pode mudar os parâmetros do filtro e visualizar os resultados sem precisar carregar novamente o sinal sem filtrar, que ficará armazenado na memória, bastando para isso, teclar “enter” para fazer outra manipulação.

Assim, ele pode ir testando e verificando o tipo de filtragem. Caso deseje verificar a filtragem de um sinal com parâmetros ajustados ele poderá carregar um sinal e

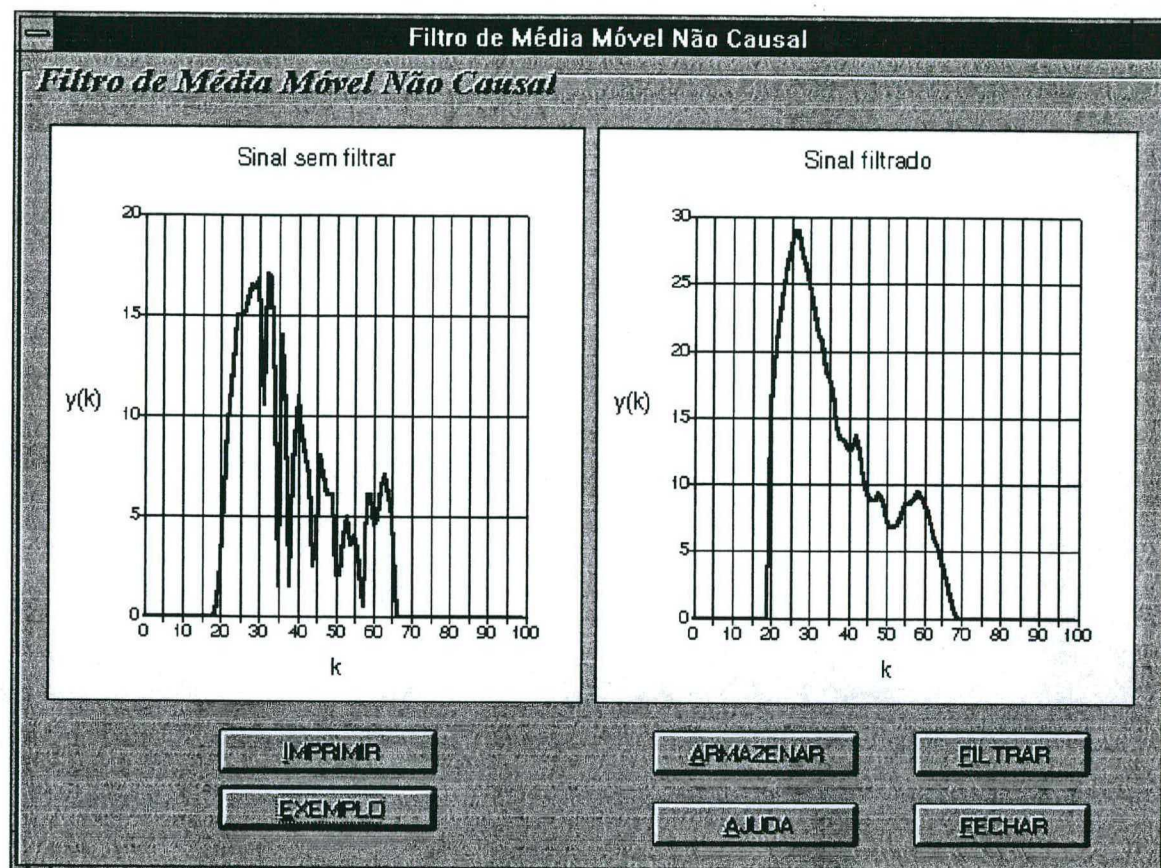


Figura 5.5: Filtragem de um sinal de Urofluxometria (Filtro Não Causal)

teclar *Exemplo* onde foram selecionados a ordem e os coeficientes do filtro em tempo de projeto do programa.

A Fig. 5.4 ilustra a tela de projeto de Filtro Causais no domínio do tempo. O gráfico representa a filtragem de um segmento de sinal de ECG com um Filtro de Média Móvel Causal de ordem 6 e coeficientes ajustados de modo que a morfologia do sinal seja preservada.

As experimentações podem ser armazenadas em disco, para consulta posterior, bem como podem ser impressas. As Figs. 5.5, 5.6, 5.7 mostram telas de projeto de Filtros Não Causais com a filtragem de curvas normais e intermitentes na Urofluxometria. Estes sinais foram cedidos por Marques [44] do Grupo de Pesquisas em Engenharia Biomédica - GPEB - UFSC. É importante notar que as ondas não apresentam oscilações e atrasos de fase.

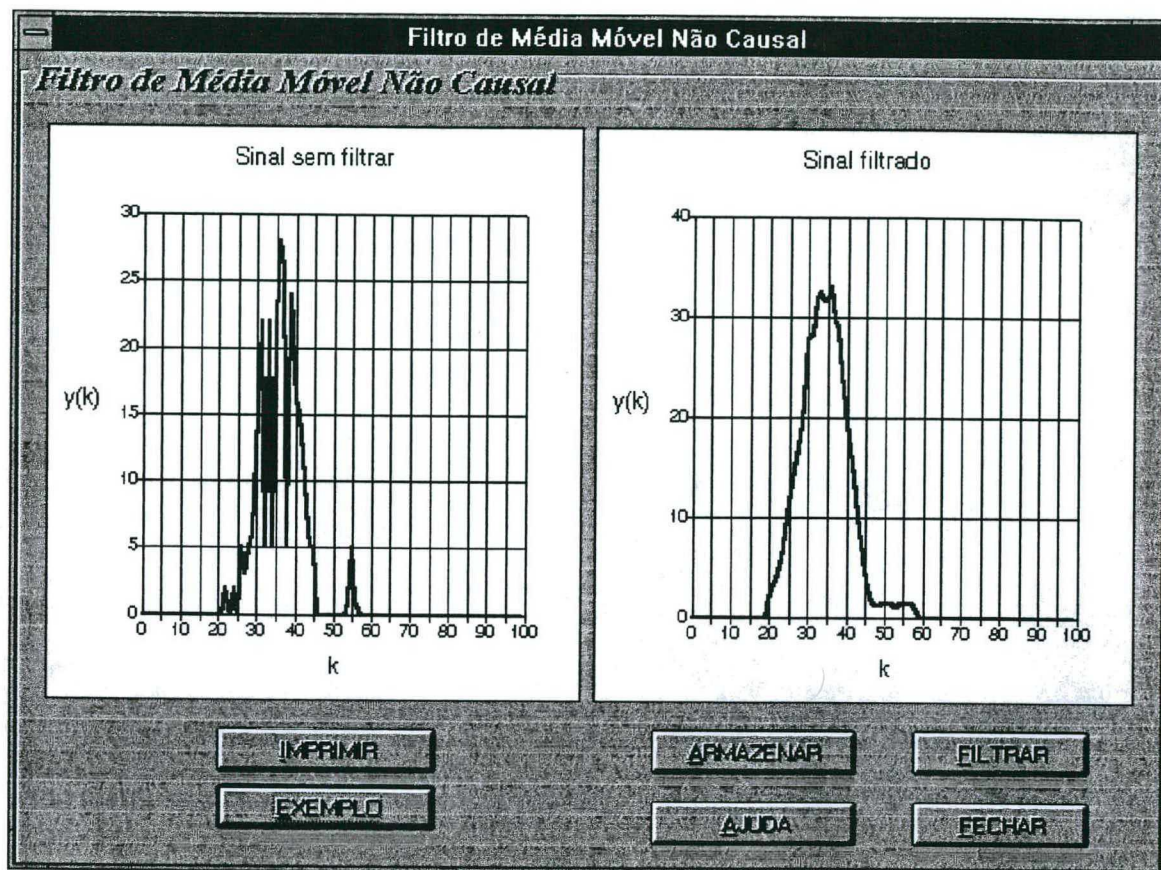


Figura 5.6: Filtragem de curva normal de Urofluxometria

As janelas de *Ajuda* têm o intuito de auxiliar o usuário na utilização do programa e além disso possui exemplos de filtragem digital no domínio do tempo. Portanto, o usuário poderá testar vários sinais biomédicos de seu interesse e através de experimentações intuitivas ganhar um sentimento de como projetar filtros de sinais biomédicos segundo as características intrínsecas a cada sinal. Os sinais são visualizados "Off-line" o que permite vários testes quantas vezes forem necessárias. A Fig. 5.8 mostra a tela de índice de Ajuda.

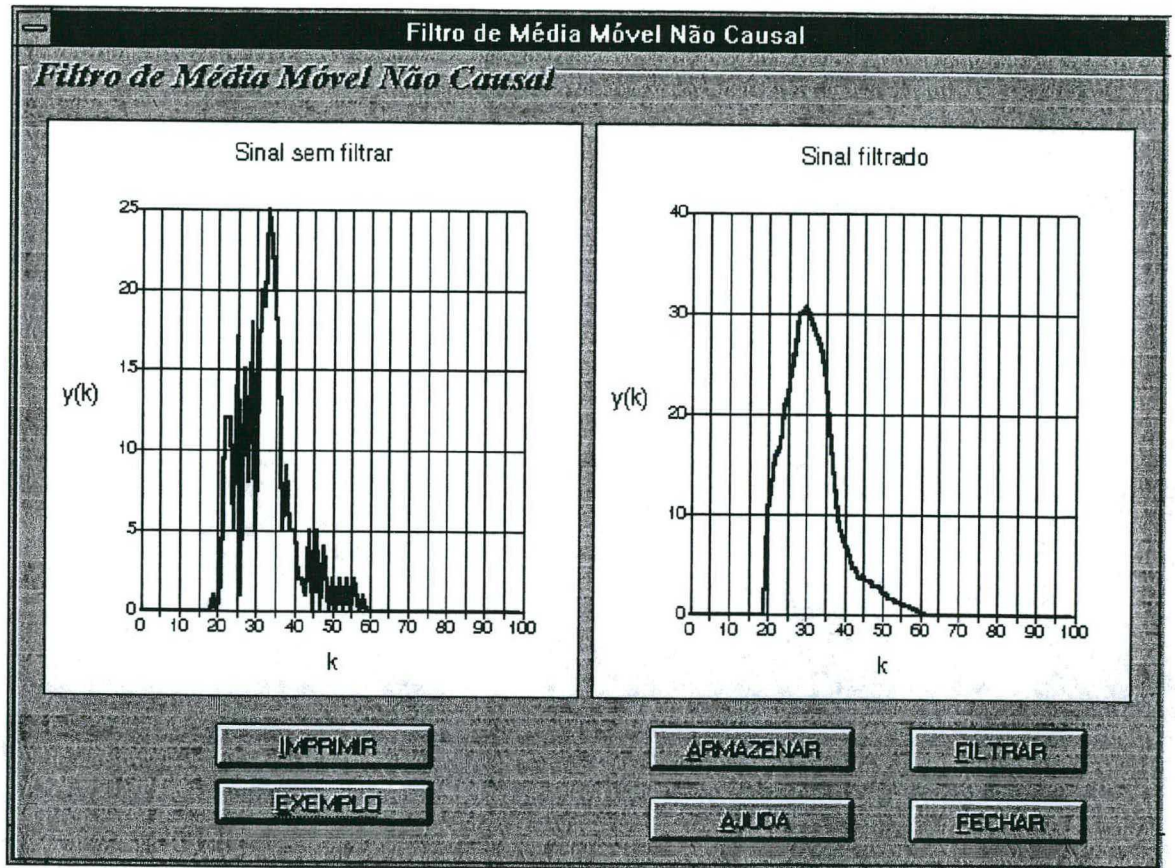


Figura 5.7: Filtragem de curva intermitente de Urofluxometria

Outros sinais foram testados, com os Filtros de Média Móvel no domínio do tempo. A Fig. 5.9 mostra um sinal de EMG obtido e a Fig. 5.10 ilustra um segmento de sinal de EEG.

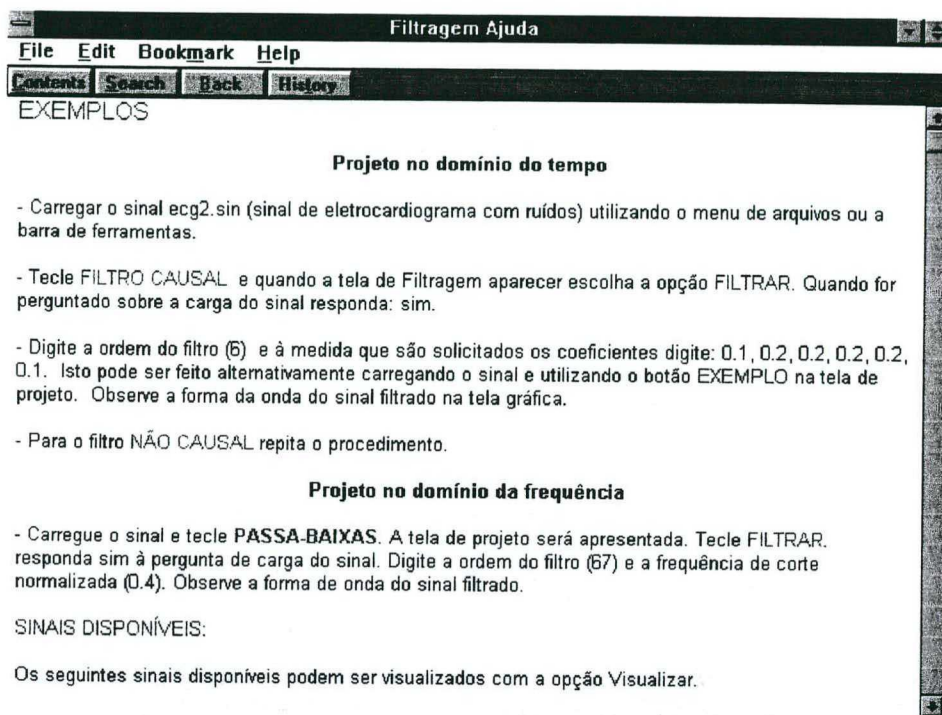


Figura 5.8: Tela de Ajuda

Opcionalmente o programa oferece sinais de exemplos para serem testados. As sequências numéricas que representam os sinais podem ser visualizadas antes da escolha do tipo de filtragem digital na tela principal. Estes sinais foram armazenados em disco com a extensão *.sin e podem ser visualizados com a opção *Visualizar*. Outros tipos de sinais podem ser visualizados pelo usuário desde que estejam em código ASCII, nomeados com a extensão *.sin e limitados a 160 pontos.

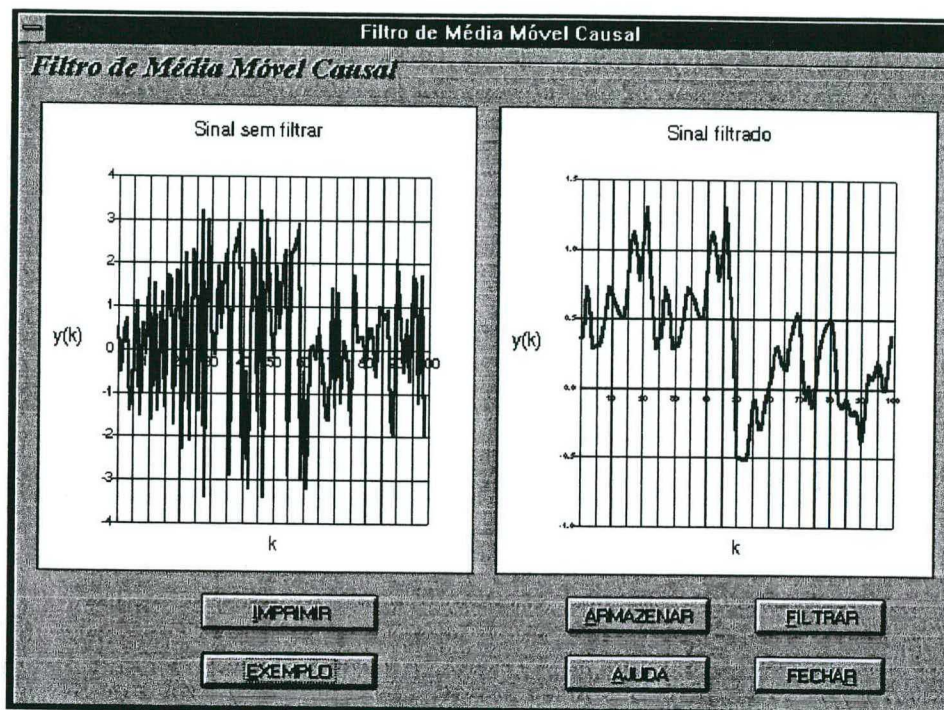


Figura 5.9: Filtragem de EMG (Filtro Média Móvel Causal)

As especificações no domínio da frequência de projetos de Filtros de Média Móvel utilizando técnica de janelas e Recursivos utilizando a abordagem Butterworth tem o intuito de permitir que o usuário, familiarizado com especificações no domínio da frequência, teste os sinais e faça suas observações comparando com desempenho obtido no projeto do domínio do tempo e note as propriedades interessantes destes filtros quando os sinais exigirem uma filtragem sem oscilações e atrasos de fase. Se o projeto do filtro de média móvel for no domínio da frequência será solicitado na caixa de diálogo além da ordem, a frequência de corte inferior (passa-baixas), superior (passa-altas) e ambas (filtros passa-faixas).

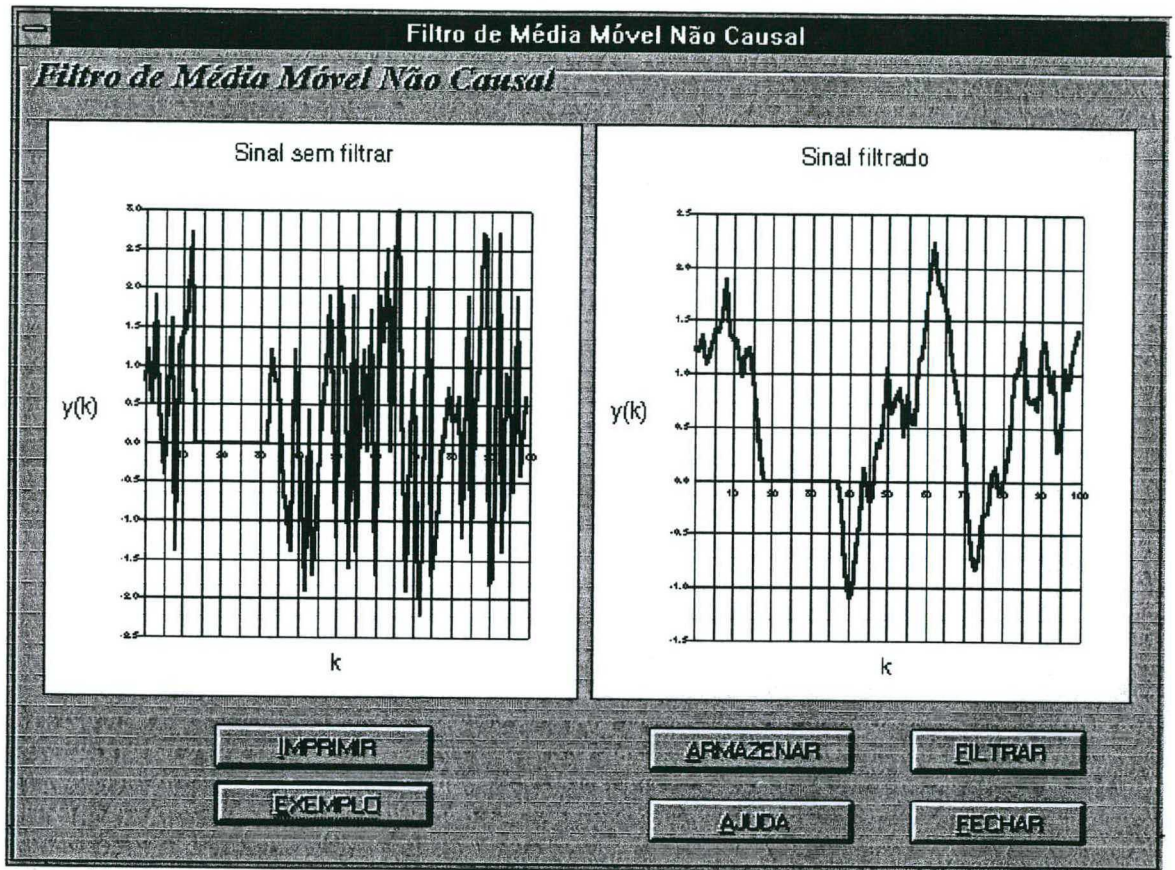


Figura 5.10: Sinal de EEG filtrado com Filtro de Média Móvel causal

Portanto, o usuário poderá testar vários sinais biomédicos de seu interesse e através de experimentações intuitivas e ganhar um sentimento de como projetar filtros de sinais biomédicos segundo as características intrínsecas a cada sinal. Os sinais são visualizados “Off-line” o que permite vários testes quantas vezes forem necessárias.

Capítulo 6

Conclusão

O corpo humano é fonte de sinais de diversas naturezas, os quais importantes para o diagnóstico de patologias dos órgãos e sistemas. Os registros destes sinais permitem o acompanhamento do estado funcional da fonte geradora que muitas vezes são mascarados por outros sinais de origem endógena ou por ruídos externos aditivos das mais diversas causas. Isto torna desejável o conhecimento das inter-relações entre os sistemas de órgãos para a análise de como estes sinais são produzidos e como podem ser tratados de forma adequada.

O processamento digital de sinais biológicos oferece uma maior flexibilidade em relação aos sistemas analógicos, pois o sinal pode ser representado por um conjunto de valores numéricos discretos na memória do computador. Isto possibilitou a realização de diversas manipulações e transformações matemáticas sobre esse conjunto de números. As técnicas de Filtragem Digital adaptadas ao processamento de sinais biológicos, considerando as características intrínsecas destes sinais, procurou fornecer uma reflexão sobre a necessidade de preservação morfológica de determinados tipos de sinais que contém informações relevantes para o estudo fisiológico ou procedimentos clínicos de alguns sistemas.

Como a base teórica da filtragem digital tem uma longa história fundamentada em aplicações para o processamento de áudio, muito cuidado deve ser tomado no estudo dessas técnicas para aplicações no processamento de sinais biomédicos. A maioria dos trabalhos na área de Filtragem Digital baseiam-se em raciocínio no domínio da frequência. Estas abordagens são perfeitamente justificáveis para a filtragem de sinais biomédicos onde se faz necessária a preservação frequencial. Todavia, nos casos onde a preservação morfológica do sinal biomédico filtrado é relevante, isto conduziu à utilização de filtros digitais de média móvel com raciocínio no domínio do tempo.

Sabendo-se que a implementação dos filtros digitais de média móvel são par-

ticulares aos sistemas discretos e que filtros digitais de média móvel não causais não possuem resposta de frequência, tornou-se mais coerente o estudo dos sistemas digitais como uma classe independente dos sistemas analógicos.

O ambiente computacional desenvolvido para as experimentações enfatiza a necessidade de evidenciar que os filtros digitais de média móvel possuem propriedades interessantes na filtragem de sinais biomédicos. Tem-se uma maneira mais simplificada de projeto devido ao fato de que estes sistemas podem ser descritos por equações a diferenças finitas, cujas soluções podem ser obtidas, numericamente, sem o uso de complicadas técnicas de filtragem digital.

Perspectivas Futuras

Outras perspectivas para a continuidade deste trabalho poderão ser abordadas:

- Extensão de filtragem digital de sinais biomédicos bi-dimensionais, visto que a teoria de filtragem digital de sinais uni-dimensionais permanece válida.
- Filtragem de outros tipos de sinais biomédicos obtidos em polígrafos ou produzidos em simuladores de sinais (sinais de audiograma, potenciais evocados, fonocardiografia).
- Elaboração de um programa de processamento digital de sinais (DSP) e/ou tutorial com recursos de multimídia exclusivo para sinais biomédicos, com animações e simulações interativas.
- Estudos de outras técnicas para processamento de sinais biomédicos.
- Utilização de filtragem não linear.

Referências Bibliográficas

- [1] ALLOCA, J. A , STUART, A. *Transducer Theory and Applications*. Reston Publishing, 1984.
- [2] ARBIB, M.A. Perceptual structures and distributed motor control In: *Handbook of Physiology - The Nervous System II*. Maryland: Am.Phys.Soc., p.1449-1479, 1981.
- [3] ARDIGO, J.D., ZANCHIN, C.I., LIMA, W.C. Polígrafo computadorizado para sinais biomédicos. *Cadernos da Semana da Pesquisa da UFSC*, p.18, Florianópolis, 27/9-1/10/1993.
- [4] ARY, J.P., KLEIN, S.A. , FENDER, D.K. Location of Sources of Evoked Potentials. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, n.28, p.447-452, 1981.
- [5] BARRETO, J. M., FUTTERIELB,L.C. Introdução aos Sistemas Discretos Visando à Filtragem Digital. *Ciência e Tecnologia*, n.17, p.26-42, 1977.
- [6] BARRETO, J.M., DECOSTE, M.F., MISSAL, M. Non Causal Filtering of Biologic Signals. 45ª *Reunião Anual da SBPC (Resumo)*, 78-A4, p.208, 11-16/7/1993.
- [7] BARRETO, J.M., AZEVEDO, F.M., LIMA, W.C., ZANCHIN, C.I. Neural Networks Identification of Resonance Frequencies from Noise. *IX Congresso Brasileiro de Automática*, p.840-844, Vitória, ES, 1992.
- [8] BELLANGER, M. *Traitement Numérique du Signal*. Paris: Masson S.A., 1984.
- [9] BERNE,R. M., LEVY, M. N. *Fisiologia*. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan S.A., 1990.

- [10] BERTONHA, E.G., ZANCHIN, C.I., KLAUTAV, V. ECG Data Compression with Vector Quantization using k-dimensional tree for fast search. *Computers in Cardiology '93*, p.5-8, London, UK, 1993.
- [11] BERTONHA, E.C., ZANCHIN, C.I., LIMA, W.C. Holter Digital. *Semana da Pesquisa da UFSC*, Florianópolis, SC, Brasil, 27/9- 1/10/1993.
- [12] BERTRAN, M.G. , BLONDEAU, R. Microprocessor Application for Numerical ECG Encoding and Transmission. *Proceedings of the IEEE*, v. 65, p. 714-721, 1977.
- [13] BEYAR, R. , LEVKOVITZ, S.B., PALPI, S. Heart-Sound Processing by Average and Variance Calculation - Physiologica Basic and Clinical Implications. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 31, n.9, p.591-596, 1984.
- [14] BLINCHIKOFF, H. J. , ZVEREV, A. I. Filtering in the Time and Frequency Domains. New York: *John Wiley & Sons*, 1976.
- [15] BROTHERTON, T. et al. Classifying Tissue and Structure in Echocardiograms. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 12/1994.
- [16] BURRUS, C.S., PARKS, T.W. Time Domain Design of Recursive Digital Filters. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, v.18, p.137-141, 1970.
- [17] CADZOW, J. A. , MARTENS, H. R. *Discrete-Time and Computer Control Systems*. New Jersey: Prentice-Hall, Inc.,1970.
- [18] CADZOW, J. A. *Discrete-Time Systems - An Introduction with Interdisciplinary Applications*. New Jersey: Prentice-Hall,Inc., 1973.
- [19] CANNON, S.C., ROBINSON, D.A. An Improved Neural-Network Model for the Neural Integrator of the Oculomotor System: More Realistic Neuron Behavior. *J.Physiol.*, n.174, p.245-264, 1964.
- [20] CARDENAS, A.A. , LIMA, W.C. Software para identificação de Sistemas Biológicos. *III Simpósio Internacional de Ingenieria Biomédica*, p.7-9, Madrid, España, 10/1987.
- [21] CETIN, E.A., KÖYMEN, H. In: *The Biomedical Engineering Handbook*. USA: CRC-IEEE PRESS, p.853-865, 1995.

- [22] CHRISTENSEN, D. A. *Ultrasonic Bioinstrumentation*. New York, NY: John Wiley & Sons, 1988.
- [23] COHEN, A. *Biomedical Signal Processing: Time and Frequency Domain Analysis*. Boca Raton: CRC Press, 1983.
- [24] COIMBRA, A.J.F. , D'ANGELO, G.G., MARINO-NETO, J., DE AZEVEDO, F.M. and BARRETO, J.M. Use of Neural Networks in Brain State Analysis. In: BODT, E. & VERLEYSSEN, M. (Ed). *Belgian Neural Network Contact Group Proceedings*. UCL-Université Catholique de Louvain, p.15-20, 11/1994.
- [25] COIMBRA, A.J.F. *Análise Computadorizada de Sinais Biolétricos*. Florianópolis: UFSC, 94p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica, área de concentração Engenharia Biomédica) Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, 1994b.
- [26] CROMMELINCK, M. *Neuro-psycho-physiologie*. Paris: Masson S.A., 1994.
- [27] DIAS, J.S. *Treinamento Híbrido de Redes Neurais Multi-camadas para processamento de informações biomédicas*. Florianópolis: UFSC. Monografia submetida para o exame de qualificação ao Doutorado em Engenharia Elétrica, área de concentração Sistemas de Informação, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, 1996.
- [28] DUTIA, M. B. Mechanisms of head stabilization. *News Physiol. Sci.*, n.4, p.101, 1989.
- [29] ER, M.H. FIR Filters. In: CHEN, W.K. (Ed.). *The Circuits and Filters Handbook*. Boca Raton, Florida: CRC- PRESS, cap.82, 1995.
- [30] FEIGENBAUM, H. *Echocardiography*. Pennsylvania: Lea & Febiger, 1994.
- [31] FLOWER, N.C., HORAN, L.G. Diagnostic Import of QRS Notching in High Frequency Eletrocardiograms of Living Subjects with Heart Disease. *Circulation*, v. 40, p.605-611, 1982.
- [32] GOLDBERG, J.M. , FERNANDEZ, C. The vestibular systems. *American Physiological Society*, n.3, p.977, 1984.
- [33] GUYTON, A.C. *Tratado de Fisiologia Médica*. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan S.A., 1989.

- [34] GUYTON, A. C. *Fisiologia Humana e Mecanismos das Doenças*. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan S.A., 1989.
- [35] GUYTON, A.C. , HALL, J.E. *Textbook of Medical Physiology*. Pennsylvania: W.B. Saunders Company, 1996.
- [36] HALLOT, O.H.P., PAVANI, A.M.B., BARRETO, J.M. Sensitivity Analysis of the Weighting Sequence of FIR Digital Filters: a Simplified Approach. *International Symposium on Circuits and Systems, ISCAS-82 (IEEE)*,p.121-125, Roma, Itália,10-12/5/1982.
- [37] HARGER,R.O. Introducing DSP with an Eletronic Book in Computer Classroom. *IEEE Transactions on Education*, v. 39 , n. 2, p.173-179, 1996.
- [38] JACKSON, L.B. An approach to the Implementation of Digital Filters. *IEEE Transactions on Audio and Eletroacoutics*, v.16, n.9, p.413-421, 1968.
- [39] KAK, A. C., SLANEY, M. *Principles of Computerized Tomographic Imaging*. New York: IEEE PRESS, 1987.
- [40] KAVANAGH, R.N. et al. Evaluation of Methods for Three-Dimensional Localization of Electrical Sources in Human Brain. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.25, p. 421-429, 1978.
- [41] LIEBMAN, P. A. et al. The molecular mechanism of visual excitation and its relation to the structure and composition of rod outer segment. *Annu. Rev. Physiol.*, n. 49, p.765, 1987.
- [42] LIMA, W.C. Um gerador de senões de ECG e sonido cardíaco con micro-procesador. *Rev.Proc. de Bioseñales*, Universidad Santiago de Compostela, España, p.47-45, 1987.
- [43] MAINARD, L.T., BIANCHI, A.M. e CERUTTI, S. Digital Biomedical Signal Acquisition and Processing. In: BRONZINO, J.D. (Ed.). *The Biomedical Engineering Handbook*. USA: CRC-PRESS, cap.55, 1995.
- [44] MARQUES, F. I. *VUCOM - Vídeo-uroluxômetro computadorizado*. Florianópolis: UFSC. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica, área de concentração Engenharia Biomédica) Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, 1996.

- [45] MARSHALL, A. *Signal Processing - Medical Applications*. In: Research Evaluation Report of 1993, Department of Medical Informatics and Image Analysis, Aalborg University, 1993.
- [46] MOFFET, Stacia et al. *Fisiologia Humana*. Rio de Janeiro: Guanabara Koo-gan S.A., 1993.
- [47] NORMANN, R.A. *Principles of Bioinstrumentation*. New York: John Wiley & Sons, 1988.
- [48] OJEDA, R.G. *Simulador de Sinais de ECG e Som Cardíaco baseado em Microprocessador*. Florianópolis: UFSC. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica, área de concentração Engenharia Biomédica) Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, 1986.
- [49] OJEDA, R.G. et al. Software para aquisição de dados - Uma proposta para sistema de baixo custo. *VIII Encontro Nacional de Automática*, Brasília, julho, 1987.
- [50] ONARAL, B. Biomedical Signal Analysis. In: BRONZINO, J.D. (Ed.). *The Biomedical Engineering Handbook*. USA: CRC-PRESS, cap.54, 1995.
- [51] OPPENHEIM, A., SCHAFER, R.W. *Digital Signal Processing*. New Jersey : Prentice-Hall, Inc., 1975.
- [52] PAVANI, A.M.B., BARRETO, J.M. On the Recursive Realization of FIR Digital Filters using Transmission Matrix. *III Congresso Chileno de Ingeniería Elétrica*, p.20-34, Concepción, Chile, 7/ 1979.
- [53] PAVANI, A.M.B., BARRETO, J.M. Uma contribuição ao estudo da sensibilidade de filtros digitais FIR. *III Congresso Brasileiro de Automática*, p.463-467, Rio de Janeiro, Brasil, 1980.
- [54] PAVANI, A.M.B., BARRETO, J.M. On the Recursive Realization and Sensitivity Analysis of FIR Digital Filters. *Relatório Técnico GSC-15/1981*, Grupo de Sistemas, Departamento de Engenharia Elétrica, PUC/RJ, 3/1981.
- [55] PAVANI, A.M.B., BARRETO, J.M. Sensitivity analysis of Frequency Response of FIR Digital Filters - a simplified approach. *4º Congresso Brasileiro de Automática*, p.654-658, Campinas, São Paulo, Brasil, 1982.

- [56] PAVANI, A.M.B., BARRETO, J.M. Sensitivity Analysis of Moving Average FIR Digital Filter. *Sixth Summer Symp. on Circuit Theory*, p-121-125, Praga, Checoslováquia, 12-16/7/1982.
- [57] PAVANI, A.M.B. *Sensibilidade de Filtros Digitais - Uma Teoria Unificada*. Rio de Janeiro: UFRJ, 98p. Tese de Doutorado (COPPE/UFRJ, D.Sc. Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 1983.
- [58] PAVANI, A.M.B., BARRETO, J.M, HALLOT, O.H.P. On the Sensitivity of IIR Digital Filters. *IEEE 1983 International Symposium on Circuits and Systems*, p.270-273, Newport Beach, California, 2-4/5/1983.
- [59] PELED, A. , LIU,B. *Digital Signal Processing - Theory, Design and Implementation*. New York: Jonh Willey & Sons, 1976.
- [60] PROAKIS, J.G., MANOLAKIS, D.G. *Digital Signal Processing: principles, algorithms, and applications*. New Jersey: Prentice-Hall, Inc., 1996.
- [61] RABINER, L.R., RADER,C.H. *Digital Signal Processing*. New York: IEEE-PRESS, 1972.
- [62] RABINER, L.R., SCHAFER,R.W. *Digital Processing of Speech Signals*. New Jersey: Prentice-Hall,Inc., 1978.
- [63] RASCH,Philip J. *Cinesiologia e Anatomia Aplicada*. Rio de Janeiro: Guanabara S.A., 1991.
- [64] RALSTON, A. et al. *Encyclopedia of Computer Science*. New York: Van Nostrand Reinhold, IEEE-PRESS, 1993.
- [65] REUCHER, H.G., SILNY, J. Spatial Filtering of Noninvasive Multielectrode EMG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, n.34, p.98-113, 1987.
- [66] ROBINSON,D.A. The Mechanics of Human Saccadic Eye Movement. *J.Physiol.*, n.174, p.245-264, 1964.
- [67] ROBINSON,D.A. Oculomotor unit behavior in the monkey. *J.Neurophysiol.*, n.33, p.393-404, 1970.
- [68] RODRIGUES, C.A., ZANCHIN, C.I., LIMA,W.C. Gravador Digital de instrumentação para sinais biológicos. *Revista Brasileira de Engenharia Biomédica*, p. 331-337, Ribeirão Preto, SP, Brasil, 11/10/1990.

- [69] ROSSEL, J., COLOMINAS, J. , RIU, P. , PALLAS-ARENY, R., WEBSTER, J.G. Skin Impedance from 1 Hz to 1 Mhz. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, n. 35, p. 649-651, 1988.
- [70] ROUCOUX, A. *Gaze Orientation Brainstem Mechanisms*. Universite Catholique de Louvain, Faculte de Medecine, Laboratoire de Neurophysiologie, Thèse de Concours pour l'Agrégation à l'enseignement supérieur, 1990.
- [71] SABBATINI, R. M.E. O Computador no Processamento de Sinais Biológicos. *Revista Informédica*, n.2, p.5-9, 1995.
- [72] SAHAKIAN, A.V., TOMPKINS, W.J., WEBSTER, J.G. Electrode Motion Artifacts in Electrical Impedance Pneumography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, n.32, p. 448-451, 1985.
- [73] SHEINGOLD, D. *Transducer Interfacing Handbook - A Guide to Analog Signal Conditioning*. New York: Analog Devices Publishing, 1980.
- [74] SMITH, D.M. , PROPST, R.H. , MERCER, R.R. An FM Electronics-System for Biomedical Data Recordings. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.26, n.3, p.170-172, 1979.
- [75] STEIGLITZ, K. *An Introduction to Discrete Systems*. New York: Jonh Wiley & Sons, 1974.
- [76] TANTARATANA, S. et al IIR Filters. In: CHEN, W.K. (Ed.). *The Circuits and Filters Handbook*. Boca Raton, Florida: CRC- PRESS, cap.83, 1995.
- [77] VANGHELUWE, H.,BARRETO,J.M., VANSTEENKISTE,G.C. Application of a Multifacetted Modelling Methodology: An Example in Physiology In: HANUS, R., TZAFESTAS, S. (Ed.) *Mathematical and Intelligent models in System Simulation*. Scientific Publishing Co., IMACS, p.233-238, 1991.
- [78] WEBSTER, J. G. Reducing Motion Artifacts and Interference in Biopotential Recording. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, n.31, p. 823-826, 1984.
- [79] WEBSTER, J. G. *Medical Instrumentation - Application and Design*. New York: Houghton Mifflin Company, 1992.
- [80] WELLS, P.N.T. *Biomedical Ultrasonics*. London: Academic Press, 1977.
- [81] WELLS, P.N.T. Medical Ultrasonics. *IEEE Spectrum*, n.21, p.44-51, 1984.

- [82] WONBLE, M.E. , HALLIDAY, J.S. , TRIEBWASSER, J.H. Data Compression For Storing and Transmitting ECG's / VCG's. *Proceedings of the IEEE*, v. 65, n. 5, p.702-706, 1977.
- [83] ZANCHIN, C.I. et al. Sistema de Aquisição de Dados de baixo custo para Microcomputadores - Uma proposta para hardware. *VIII Encontro Nacional de Automática*, São Paulo, 7/1987.
- [84] ZANCHIN, C.I. et al. Um condicionador de sinais para integração de instrumentos a microcomputadores. *IX Encontro Nacional de Automática*, 40ª Reunião Anual SBPC - USP, São Paulo, 10-16/7/1988.
- [85] ZOLTOWSKI, M. New and Successful Approach to Undergraduate DSP Education. *IEEE Transactions on Education*, v.39, n.2, p.120 -126,1996.